



HAL
open science

Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment

Éric Vorger

► **To cite this version:**

Éric Vorger. Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment. Génie civil. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2014. Français. NNT : 2014ENMP0066 . tel-01144461

HAL Id: tel-01144461

<https://pastel.hal.science/tel-01144461v1>

Submitted on 21 Apr 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

École doctorale n°432 : Sciences des Métiers de l'Ingénieur

Doctorat ParisTech

THÈSE

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École nationale supérieure des mines de Paris

Spécialité " Énergétique "

présentée et soutenue publiquement par

Eric VORGER

le 04 décembre 2014

Étude de l'influence du comportement des occupants sur la performance énergétique des bâtiments

Directeur de thèse : **Bruno PEUPORTIER**

Co-encadrement de la thèse : **Patrick SCHALBART**

Jury

Mme. Monika WOLOSZYN, Professeur, LOCIE, Université de Savoie - INES
M. Stéphane PLOIX, Professeur, G-SCOP, Grenoble INP
M. Jean-Pierre LEVY, Directeur de Recherche CNRS, LAVUE, ENSA Paris-Val de Seine
M. Darren ROBINSON, Chair in building and Urban Physics, Université de Nottingham
M. Stéphane THIERS, Docteur, Ingénieur Recherche et Développement IZUBA Energies
M. Bruno PEUPORTIER, Maître de Recherche, CES, MINES-ParisTech
M. Patrick SCHALBART, Docteur, CES, MINES-ParisTech

Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur

T
H
È
S
E

Résumé

Le comportement humain est modélisé de manière sommaire dans les logiciels de simulation énergétique des bâtiments. Or son impact est considérable et il est à l'origine d'écarts importants entre résultats de simulations et mesures *in situ*. Les occupants influencent les consommations d'énergie des bâtiments par leur présence et leurs activités, les ouvertures/fermetures de fenêtres, la gestion des dispositifs d'occultation, l'utilisation de l'éclairage artificiel et des appareils électriques, la gestion des consignes de chauffage et les puisages d'eau chaude sanitaire. La thèse propose une modélisation de l'occupation incluant l'ensemble de ces aspects suivant une approche stochastique statistique, pour les bâtiments résidentiels et de bureaux. La construction des modèles fait appel à un grand nombre de données issues de campagnes de mesures, d'enquêtes sociologiques et de la littérature scientifique. Le modèle d'occupation proposé est couplé à l'outil de simulation thermique dynamique *Pléiades+COMFIE*. En propageant les incertitudes des paramètres et entrées du modèle d'occupation et du modèle thermique (enveloppe, climat, systèmes), un intervalle de confiance des résultats de simulations peut être estimé, ouvrant ainsi la voie à un processus de garantie de performance énergétique.

Mots clés : comportement des occupants, simulation thermique dynamique, modèles stochastiques, bâtiments résidentiels et de bureaux, analyses de sensibilité globales, garantie de performance énergétique.

Abstract

Human behaviour is modelled in a simplistic manner in building energy simulation programs. However, it has a considerable impact and is identified as a major explanatory factor of the discrepancy between simulation results and *in situ* measurements. Occupants influence buildings energy consumption through their presence and activities, the opening/closing of windows, the actions on blinds, the use of artificial lighting and electrical appliances, the choices of temperature setpoints, and the water consumptions. The thesis proposes a model of occupants' behaviour including all these aspects, according to a stochastic approach, for residential and office buildings. Models' development is based on numerous data from measurements campaigns, sociological surveys and from the scientific literature. The proposed model for occupants' behaviour is coupled to the simulation tool *Pléiades+COMFIE*. By propagating the uncertainties of factors from the occupants' behaviour model and the thermal model (envelope, climate, systems), the simulation results confidence interval can be estimated, opening the way to an energy performance guarantee process.

Keywords : Occupants' behaviour, building energy simulation, stochastic models, residential and office buildings, global sensibility analysis, energy performance guarantee.

Remerciements

Le jour où j'ai reçu un mail de Bruno Peuportier intitulé « proposition de stage », j'ai tout de suite senti que c'était un message plus important que la moyenne. Une thèse plus tard, le souvenir du premier contact avec l'équipe ETB refait surface. En franchissant pour la première fois la porte du bureau L008, j'étais vêtu du costume de rigueur (pour un entretien face à Greg, si j'avais su...). Qui sait dans quelle mesure cet effort vestimentaire a payé...

Aujourd'hui, après le départ de mes prédécesseurs Greg, Mathieu, Bérenger et Fabio, après celui d'Alain et de Stéphane (grands artisans de composants Comfie devant l'éternel), je fais figure de vétéran dans cette belle équipe. Ce groupe de recherche est particulier, comme l'atteste l'attachement des anciens, et cela tient avant tout à la personnalité de son chef d'orchestre et à son management tout en tranquillité, humour et exemplarité. Sans compter que le travail repose sur un véritable engagement écologique, une volonté d'être utile et une bonne vision stratégique. Un grand merci Bruno pour ta confiance !

Après trois années de travail, j'ai observé que les doctorants ETB se divisaient en deux catégories. Ceux qui relisent leur conclusion 15 jours avant l'échéance, façon Bérenger et ceux qui sont moins précis dans la gestion du planning. Ceux-là finissent parfois leur thèse dans un cybercafé au Laos ou avec un chapitre de moins que prévu. Ils se reconnaîtront. J'appartiens à la deuxième catégorie, inutile de nier l'évidence. Ceci dit, les dernières semaines de rédaction étaient surréalistes mais pas franchement désagréables. Réquisitionnant les processeurs de mes chers collègues, ne cherchant même plus à maintenir un semblant de normalité en dormant la nuit, je sentais un décalage profond avec le monde extérieur, fait de lumière du jour et de gens. Merci à tous ceux qui m'ont fait parvenir leurs encouragements et merci Marie pour ton soutien durant cette période étrange. Selon toute vraisemblance Maxime, Charlotte, Guillaume et Marie-Lise appartiennent à la première école, celle de l'anticipation et de la juste évaluation des temps de travail. En revanche, Thomas, des signaux indiquent que tu es taillé pour la deuxième. Pourtant tu sais tout comme je savais que les calculs vont planter au mauvais moment. Malgré tout, tu penses que « ça passe » et je te comprends. Mais Murphy joue contre nous, ne l'oublie pas.

Je remercie grandement les rapporteurs Monika Woloszyn et Stéphane Ploix pour leurs remarques constructives. La discussion, attendue, sur les mérites respectifs et les complémentarités des différentes approches de modélisation s'est révélée très intéressante, au point que je m'en suis voulu de ne pas l'avoir suscitée plus tôt. Merci Patrick pour ton implication et ta relecture assidue, rigoureuse, pointilleuse, (agaçante !) mais précieuse. Ce manuscrit te doit beaucoup. Merci à Stéphane Thiers pour les détections de coquilles dans la thèse et, surtout, pour les conseils avisés sur le code. Je vais ajouter les commentaires nécessaires et avec ton aide, Inch'Allah, le compo « Occupants » aura une belle et longue vie. Et merci à Izuba-Energies qui, accessoirement, a financé la thèse. Merci également à Darren Robinson, dont les travaux précurseurs ont inspiré de larges pans de cette thèse. Cette façon d'accepter immédiatement et en toute simplicité d'être membre du jury est aussi une source d'inspiration. De même pour Jean-Pierre Lévy, représentant des sciences humaines dans le jury. L'établissement de passerelles entre l'énergétique des bâtiments, les statistiques et les sciences sociales a constitué un des aspects les plus agréables et enrichissants de cette thèse. Merci à l'ensemble des chercheurs avec lesquels j'ai eu des échanges et notamment à ceux qui m'ont donné des coups de main, par exemple Urs Wilke et Nicolas

Coulombel (sans compter bien évidemment les échanges au quotidien avec les membres de l'équipe, ah la fameuse BB !).

Je dois également exprimer toute ma gratitude à Joëlle et Rocio, aucune phobie administrative ne résiste à votre efficacité, et le tout avec le sourire, chapeau !

Merci aux rues de Paris. En trois ans j'ai pu arpenter tous les chemins possibles et imaginables pour relier le jardin du Luxembourg au 18^{ème}. Bon nombre de décisions concernant cette thèse ont été prises sur ce trajet, à l'air frais, à l'issue de journées improductives, consacrées à buter inlassablement sur les mêmes difficultés, face à un écran peu concerné (un peu moqueur même). Merci aux ami(e)s, nouveaux ou anciens, pour vos avis et conseils sur la thèse, même si je n'en ai pas toujours tenu compte. C'est l'avantage (et parfois l'inconvénient) d'avoir un sujet que tout le monde comprend. Quand j'étais dans le dur, les entraînements de basket et de foot se sont aussi révélés des bols d'oxygène salvateurs. Le jeu de ballon entre potes a définitivement sa place au panthéon des inventions humaines, aux côtés de l'écriture, d'internet et de la roulette de Zizou.

Sans les milliers d'heures de musique écoutées en travaillant, ces trois années auraient eu un goût bien différent. Certains artistes m'ont aidé à trouver motivation et concentration, ou ont simplement rendu agréables des moments d'abattage de tâches répétitives. Merci au frangin pourvoyeur de son qui m'a fait tomber dans l'électro depuis son exil berlinois et, à la volée, merci à Nicolas Jaar, Christian Löffler, Dominik Eulberg, David August, N'to, Worakls, Acid Pauli, Rone, Paul Kalkbrenner...

L'usage dénote un peu en introduction d'un travail de recherche, mais c'est une occasion et il n'y en a pas tant, alors pourquoi la bouder. Je profite de ces remerciements de thèse pour embrasser toute ma famille. Je pense à vous souvent et je vous aime, tout simplement (à part Marc).

Je dédis ce manuscrit à Marie (qui aurait sans doute préféré une jolie paire de boucles d'oreilles). Fini le comportement des occupants, volons vers d'autres horizons ! Où que ce soit, tout deux, ce sera bien. Ha !

Sommaire

Résumé.....	1
Abstract.....	1
Remerciements.....	3
Sommaire.....	5
Introduction.....	13
Chapitre 1 : Pourquoi et comment modéliser le comportement des occupants dans les outils de simulation énergétique des bâtiments.....	15
1.1 Les modèles numériques des bâtiments dans le contexte énergétique, environnemental et économique mondial.....	16
1.2 L'objectif de fiabilité des modèles nécessite de modéliser plus finement l'occupation....	17
1.2.1 Des écarts significatifs entre prévisions et consommations réelles.....	17
1.2.2 L'occupation, un facteur influent mais oublié dans les procédures de validation.....	18
1.2.3 Objectif: intégration d'une modélisation de l'occupation dans un outil de STD, identification des paramètres influents par des analyses de sensibilité.....	20
1.3 Etat de l'art sur la notion de confort.....	21
1.3.1 La qualité de l'air intérieur.....	22
1.3.2 Le confort visuel.....	22
1.3.3 Le confort acoustique.....	23
1.3.4 Le confort thermique.....	23
1.3.5 Conclusion sur le confort.....	34
1.4 Différentes approches de la modélisation du comportement des occupants.....	35
1.4.1 Approche déterministe.....	35
1.4.2 Approche orientée agent basée sur le confort.....	36
1.4.3 L'approche stochastique basée sur des analyses statistiques.....	40
1.4.4 Modélisation proposée.....	45
Conclusion du chapitre.....	48
Chapitre 2 : Modélisation de la présence dans les bâtiments de bureaux.....	49
2.1 Introduction : diversité et évolution des horaires de travail.....	50
2.2 Etat de l'art des modèles stochastiques de présence dans les bureaux.....	52
2.3 Le modèle de Page et al., atouts et limites.....	54
2.3.1 Trame principale.....	54
2.3.2 Problématique de la généralisation du modèle.....	55

2.4	Utilisation d'une typologie d'horaires de travail issue des sciences sociales.....	55
2.4.1	Les Enquêtes d'Emploi du Temps (EET)	55
2.4.2	Présentation de la typologie d'horaires de travail générale issue de la littérature	56
2.4.3	Réduction à une typologie d'horaires de travail de bureau	58
2.5	Calibrage du modèle générique	63
2.5.1	Fonctionnement de l'algorithme	63
2.5.2	Allées et venues au cours de la journée	64
2.5.3	Heure de première arrivée	68
2.5.4	Heure de dernier départ.....	70
2.5.5	Position et durée des pauses déjeuner	72
2.5.6	Profil de probabilité de présence calibré	73
2.6	Vérification du comportement du modèle.....	74
2.6.1	Durée de présence cumulée sur une journée	74
2.6.2	Durée de présence cumulée sur une semaine	75
2.6.3	Durées des périodes de présence intermédiaire.....	76
2.6.4	Durées des périodes d'absence intermédiaire	77
2.6.5	Profil de présence moyen généré par le modèle	79
2.7	Variabilité du nombre d'occupants	81
2.7.1	Distribution de la densité d'occupation	81
2.7.2	Création des occupants et affectation aux zones du bâtiment	81
2.8	Intégration des longues absences	83
2.8.1	Les jours fériés.....	84
2.8.2	Les arrêts maladie	84
2.8.3	Les vacances	92
2.9	Algorithme du modèle de présence dans les bureaux	102
2.10	Discussion, conclusion du chapitre.....	103
2.10.1	Discussion.....	103
2.10.2	Conclusion du chapitre.....	104
Chapitre 3 : Modélisation de la présence et des activités dans les logements.....		107
3.1	Introduction et état de l'art	108
3.1.1	Introduction.....	108
3.1.2	Etat de l'art des modèles de présence dans les logements basés sur des EET	109
3.2	Présentation des données issues de l'EET française 1999	113
3.2.1	Caractéristiques individuelles.....	113

3.2.2	Activités renseignées	117
3.2.3	A propos de certains biais de l'enquête	117
3.3	Modèle de présence dans les logements (Wilke et al. 2013)	118
3.3.1	Probabilités de transition	119
3.3.2	Durées des périodes de présence	122
3.3.3	Choix du modèle de présence	127
3.3.4	Résultats et schéma algorithmique du modèle de présence	129
3.4	Modélisation des activités dans les logements	134
3.4.1	Probabilités de début des activités	135
3.4.2	Durées des activités.....	137
3.4.3	Evaluation des modèles et choix du modèle implémenté.....	138
3.5	Algorithme et résultats du modèle de présence et d'activités dans les logements	139
3.5.1	Algorithme du modèle d'activités dans les logements.....	139
3.5.2	Résultats du modèle de présence et d'activités dans les logements	140
3.6	Peuplement d'un logement	144
3.6.1	Problématique	144
3.6.2	Entrées du modèle de peuplement.....	145
3.6.3	Détermination de la taille du ménage et du statut d'occupation	148
3.6.4	Détermination du type de ménage et de plusieurs caractéristiques de l'occupant de référence	151
3.6.5	Détermination des caractéristiques restantes pour la personne de référence	157
3.6.6	Création des autres membres du ménage	161
3.7	Localisation des habitants à l'intérieur du logement	169
3.7.1	Association des occupants et des zones d'un logement	169
3.7.2	Association des activités des occupants avec leurs zones de rattachement.....	170
3.7.3	Schéma algorithmique de l'ensemble du modèle d'occupation des logements	171
	Discussion et conclusion du chapitre.....	174
	Discussion	174
	Conclusion du chapitre.....	176
	Chapitre 4 : Modélisation des actions adaptatives des occupants.....	179
	Résumé du chapitre:	179
4.1	Présentation de la maison passive I-BB	181
4.1.1	Description de la maison I-BB.....	181
4.1.2	Hypothèses de modélisation de la maison I-BB	183
4.2	Présentation du bâtiment Bureaux IZUBA Energies	184

4.2.1	Description du bâtiment Bureaux IZUBA Energies	184
4.2.2	Hypothèses de modélisation du bâtiment Bureaux IZUBA Energies	185
4.3	Contrôle de l'ouverture/fermeture des fenêtres.....	187
4.3.1	Etat de l'art	188
4.3.2	Description du modèle de comportement implémenté.....	191
4.3.3	Couplage du modèle avec l'outil de simulation	196
4.4	Contrôle des dispositifs d'occultation dans les bureaux	217
4.4.1	Etat de l'art	217
4.4.2	Description du modèle de comportement implémenté.....	220
4.4.3	Calcul de l'éclairage naturel intérieur, couplage avec le logiciel d'éclairage Radiance	223
4.5	Contrôle de l'éclairage artificiel dans les bureaux	225
4.5.1	Etat de l'art	225
4.5.2	Description du modèle de comportement implémenté.....	226
4.5.3	Installations d'éclairage, puissances et types de commande	228
4.5.4	Analyse des hypothèses de modélisation de la gestion des occultations et de l'éclairage artificiel...	234
4.6	Contrôle des consignes de température dans les logements	247
4.6.1	Etat de l'art	247
4.6.2	Proposition d'un modèle de contrôle des consignes de températures dans les logements.....	249
4.7	Discussion, conclusion du chapitre	256
4.7.1	Discussion	256
4.7.2	Conclusion du chapitre	258
Chapitre 5 : Modélisation des usages d'électricité spécifique et des consommations d'ECS		261
Résumé du chapitre:		261
5.1	Modélisation des appareils électriques et de leur utilisation dans les logements.....	262
5.1.1	Introduction sur l'électricité spécifique.....	262
5.1.2	Etat de l'art	263
5.1.3	Equipement des ménages en appareils électriques	267
5.1.4	Caractéristiques de fonctionnement individualisées par appareils	277
5.1.5	Calibrage du modèle.....	297
5.1.6	Vérification/validation des prédictions appareil par appareil	313
5.2	Modélisation des installations d'éclairage artificiel et de leur utilisation dans les logements	320
5.2.1	Etat de l'art	320

5.2.2	Développement du modèle.....	321
5.2.3	Résultats du modèle d'éclairage	333
5.2.4	Résultats du modèle agrégé de consommation d'électricité spécifique.....	337
5.3	Modélisation des consommations d'eau dans les logements	345
5.3.1	Calibrage du modèle de puisage d'eau	346
5.3.2	Résultats du modèle de puisage d'eau.....	349
5.3.3	Validation du modèle	352
5.4	Modélisation des usages de bureautique dans les bâtiments de bureaux.....	354
5.4.1	Modélisation des postes de travail individuels	354
5.4.2	Résultats du modèle pour les postes de travail individuels	358
5.4.3	Modélisation des appareils partagés.....	360
5.5	Discussion, conclusion du chapitre.....	363
5.5.1	Discussion	363
5.5.2	Conclusion du chapitre.....	363
Chapitre 6 : Analyses de sensibilité et propagations d'incertitudes sur trois études de cas .		
.....		367
Résumé du chapitre:		367
6.1	Méthodologie	368
6.1.1	Intérêt des analyses de sensibilité globales	368
6.1.2	Impossibilité de mise en œuvre de la méthode de Sobol	369
6.1.3	Méthode du plan d'expériences.....	370
6.1.4	Méthode de Morris	371
6.1.5	Propagation d'incertitude	373
6.1.6	Mise en œuvre informatique.....	373
6.2	Étude de cas n°1 : la maison I-BB.....	374
6.2.1	Sélection des facteurs du modèle thermique les plus influents.....	374
6.2.2	Évaluation de l'influence des paramètres des modèles d'occupation dédiés aux logements	376
6.2.3	Propagation des incertitudes liées à l'occupation.....	387
6.2.4	Conclusion de l'étude de cas n°1.....	390
6.3	Étude de cas n°2 : Bâtiment Bureaux IZUBA Energies.....	390
6.3.1	Sélection des facteurs du modèle thermique les plus influents.....	391
6.3.2	Evaluation de l'influence des paramètres des modèles d'occupation dédiés aux bâtiments de bureaux	392
6.3.3	Propagation d'incertitudes.....	397

6.3.4	Conclusion de l'étude de cas n°2.....	399
6.4	Étude de cas n°3 : Garantie de performance énergétique (GPE) sur un immeuble résidentiel	400
6.4.1	Présentation du bâtiment	400
6.4.2	Sélection des facteurs du modèle thermique les plus influents.....	401
6.4.3	Application de la propagation d'incertitudes à la GPE	402
6.4.4	Conclusion de l'étude de cas n°3.....	404
6.5	Discussion, conclusion du chapitre.....	405
6.5.1	Discussion	405
6.5.2	Conclusion du chapitre	406
	Conclusion générale.....	409
	Bilan du travail effectué	409
	Perspectives.....	412
	Annexes.....	415
A.	Interface utilisateur de l'outil développé	415
B.	Annexe sur la maison I-BB	416
C.	Annexe sur le bâtiment Bureaux IZUBA Energies.....	423
D.	Annexe sur l'immeuble résidentiel de Feyzin	431
E.	Annexe sur les taux d'équipement des ménages en appareils électriques	433
F.	Annexe sur les probabilités de déclenchement des appareils électriques.....	440
G.	Annexe sur les distributions des consommations annuelles.....	451
H.	Méthode de la décomposition de la variance (Sobol)	454
	Bibliographie	457

Introduction

Le secteur du bâtiment représente plus de 40 % des consommations d'énergie finale en France. Dans un contexte de crise énergétique, écologique et économique, il présente un précieux potentiel d'économies d'énergie. En effet, la conception et la rénovation de bâtiments à faible consommation énergétique peuvent être envisagées à grande échelle en l'état actuel des connaissances scientifiques et techniques. Des modèles statiques apparus au lendemain du choc pétrolier de 1973 aux logiciels de simulation thermique dynamique (STD) actuels, les outils d'aide à la décision ont joué un rôle central dans le développement et la diffusion de ces connaissances. Les outils de STD calculent les besoins de chauffage et de rafraîchissement des bâtiments ainsi que des indicateurs de confort thermique. Initialement utilisés pour le dimensionnement des systèmes et la comparaison d'alternatives architecturales, ces outils sont de plus en plus employés pour prédire avec précision les consommations réelles des bâtiments. Des enjeux importants pour le secteur du bâtiment justifient cette exigence grandissante. C'est le cas notamment de la garantie de performance énergétique (GPE), qui envisage un engagement contractuel du maître d'œuvre sur les consommations de chauffage. En assurant des temps de retour sur investissement, elle pourrait inciter de nombreux propriétaires ou gestionnaires de parcs de bâtiments à entreprendre des travaux de rénovation, et corriger ainsi d'importants gaspillages tout en réalisant des opérations financières avantageuses.

Au regard des procédures de validation dont ils ont fait l'objet, récemment revisités dans le cas de bâtiments à très basse consommation (Munaretto, 2014), nous pouvons affirmer que la modélisation des phénomènes déterministes dans les logiciels de STD est globalement fiable. Cependant, la capacité prédictive des logiciels est altérée par une appréhension insuffisante de variables non déterministes liées notamment à la présence et au comportement des occupants. De nombreux retours d'expériences font état de consommations réelles supérieures aux consommations calculées par la STD, et le rôle clé de l'occupation dans l'explication de ces écarts est mis en évidence par le constat de consommations très variées entre logements identiques.

Les occupants influencent les consommations énergétiques et les conditions de l'ambiance intérieure au travers d'interactions de différentes natures :

- ✓ La présence est à l'origine de dégagements de chaleur, d'humidité et de CO₂ liés au métabolisme. Elle est aussi une condition préalable à la réalisation des actions énumérées ci-dessous.
- ✓ Les ouvertures/fermetures de fenêtres modifient la température et la qualité de l'air intérieur.
- ✓ La gestion des dispositifs d'occultation influence les apports solaires, ainsi que l'éclairage intérieur et par conséquent, l'utilisation de l'éclairage artificiel.
- ✓ L'utilisation de l'éclairage artificiel et des appareils électriques est synonyme de consommations d'électricité et d'apports internes par effet Joule.
- ✓ La gestion des consignes de température détermine les consommations de chauffage et de climatisation.
- ✓ Les puisages d'eau chaude sanitaire (ECS) engendrent des consommations d'énergie et modifient les conditions intérieures de température et d'humidité.

Les bâtiments à faible consommation d'énergie, fortement isolés et conçus pour valoriser les apports solaires et internes, sont particulièrement sensibles aux interactions listées ci-dessus.

Le comportement des occupants des bâtiments suscite un intérêt grandissant au sein de la communauté scientifique. Des disciplines variées, de l'énergétique du bâtiment à la biologie humaine en

Introduction

passant par la sociologie de l'énergie et la psychologie, s'intéressent à son impact sur les consommations d'énergie et sur le confort. Notre approche de la problématique, résolument orientée vers la modélisation, est nourrie par ces différents points de vue. Il est notamment fait appel, de manière récurrente, à des données issues du champ des sciences sociales.

Dans les outils de simulation de bâtiment développés jusqu'ici, les aspects relatifs à l'occupation sont modélisés par des valeurs représentatives ou moyennes et par des scénarios déterministes : nombre d'occupants par m², horaires fixes, actions effectuées lors de franchissements de seuils de température... La littérature propose plusieurs prototypes de modèles ayant trait à la présence et au comportement des occupants, mais ils ne sont pas couplés à des outils de STD de manière cohérente et généralisable.

Au vu de l'état de l'art, les modèles stochastiques statistiques sont les plus adaptés à nos objectifs et présentent les validations les plus rigoureuses. Ils reposent sur des lois de probabilités dérivées directement de l'observation de la réalité au travers de mesures.

Notre approche vise à développer un modèle d'occupation entièrement stochastique, valable pour les bâtiments résidentiels et de bureaux. Pour chaque thématique (présence, gestion des fenêtres, utilisation des appareils, etc.), nous cherchons tout d'abord à identifier des modèles performants parmi les modèles stochastiques existants. Si de tels modèles existent, ils sont adaptés et intégrés au modèle d'ensemble. Sinon, de nouveaux modèles sont proposés. A cet effet, des données nombreuses issues de campagnes de mesures et d'enquêtes sont utilisées.

En couplant l'ensemble des modèles entre eux et avec l'outil de STD *COMFIE*, développé par le Centre Efficacité énergétique des Systèmes (CES) de MINES-ParisTech, une méthodologie est développée avec pour objectifs :

- l'analyse de la sensibilité des sorties de la STD (consommations énergétiques et confort) aux entrées et paramètres du modèle d'occupation, afin d'identifier les facteurs liés aux occupants ayant le plus d'influence ;
- la quantification de l'incertitude sur les prédictions de la STD résultant de l'incertitude sur l'occupation, ouvrant ainsi la voie à un processus de GPE.

Le premier chapitre justifie le choix de l'approche stochastique et présente l'architecture d'ensemble de la modélisation. Le deuxième chapitre propose une généralisation et un développement d'un modèle de référence pour la présence dans les bâtiments de bureaux. Dans le troisième chapitre, un modèle détaillé de présence et d'activités dans les logements est adapté et complété de manière à assurer son couplage avec l'outil de STD. Les modèles de présence des chapitres 2 et 3 fournissent des entrées à l'ensemble des modèles développés par la suite. Dans le quatrième chapitre, des modèles de référence pour la gestion des fenêtres, des stores et de l'éclairage artificiel (pour les bâtiments de bureaux) sont adaptés et un modèle original pour le choix et le contrôle des consignes de température est proposé. Le cinquième chapitre présente quatre modèles originaux relatifs à l'utilisation des appareils électriques et de l'éclairage dans les logements, aux consommations d'ECS dans les logements et aux usages de bureautique dans les bâtiments tertiaires. Le sixième et dernier chapitre met en application des méthodes d'analyse de sensibilité sur le modèle complet (incluant l'ensemble des modèles), à travers trois cas d'études : une maison passive, un bâtiment de bureaux performant et un immeuble résidentiel rénové. Les propagations d'incertitudes, qui permettent de définir des intervalles de confiance sur les consommations prédites, sont ensuite réalisées et discutées.

Chapitre 1 : Pourquoi et comment modéliser le comportement des occupants dans les outils de simulation énergétique des bâtiments

Résumé du chapitre:

Le secteur du bâtiment possède un potentiel important de réduction des consommations énergétiques et des impacts environnementaux. A cet effet, des outils d'aide à la décision sont nécessaires. Au nombre de ceux-ci, figurent principalement les logiciels de Simulation Thermique Dynamique (STD), utilisés pour prévoir les consommations énergétiques des bâtiments. Cependant, leurs prévisions sont généralement inférieures aux consommations réelles mesurées. Parmi les causes explicatives de ces écarts, la manière dont les bâtiments sont réellement occupés est identifiée comme un facteur essentiel.

La démarche adoptée dans cette thèse consiste à élaborer une modélisation réaliste de l'occupation des bâtiments et à la coupler à un outil de STD, avec pour objectifs :

- ✓ L'identification des aspects de l'occupation ayant le plus d'impact sur les consommations énergétiques ou sur le confort par la réalisation d'analyses de sensibilité.
- ✓ L'évaluation de l'incertitude sur la consommation énergétique prédite liée au comportement des occupants (à travers plusieurs études de cas).
- ✓ La proposition d'une modélisation générique de l'occupation, facilement applicable à des types variés de bâtiments par les utilisateurs courants des outils de STD (chercheurs et professionnels du bâtiment).

A l'heure actuelle, les outils (en particulier la réglementation thermique en vigueur) utilisent des modèles déterministes. En fonction du type de bâtiment (logement, bureaux, etc.), des scénarios horaires prédéfinis fixent le nombre d'occupants, les apports internes et les consignes de température, tandis que des actions telles que l'ouverture des fenêtres ou l'abaissement des stores sont dictées par des franchissements de seuils de température. L'objet principal de ce premier chapitre est de présenter la méthodologie employée dans la thèse pour remplacer les modèles déterministes et intégrer une variabilité dans les comportements, ainsi qu'une dynamique liée à l'état de l'environnement. Pour ce faire, deux familles de modèles se dégagent de la littérature. Les premiers pensent les actions comme des réactions à une situation d'inconfort. Ils nécessitent donc de définir le confort ainsi que la dynamique qui, d'une situation d'inconfort donnée, engendre une action. Les seconds modélisent directement les actions à partir de lois de probabilités issues de l'observation de la réalité. Dans ce cas, le processus physique et psychologique ayant conduit au déclenchement de l'action n'est pas explicité. A l'issue d'un état de l'art sur le confort et sur les modèles du premier type (modèles orientés agents basés sur le confort), notre choix s'est porté sur les modèles du second type (modèles stochastiques statistiques), plus à même de répondre aux objectifs fixés.

Pour finir, la structure générale de la modélisation proposée est décrite ainsi qu'un certain nombre de méthodes utilisées de manière récurrente au cours des chapitres suivants.

1.1 Les modèles numériques des bâtiments dans le contexte énergétique, environnemental et économique mondial

Trois aspects nous semblent aujourd'hui primordiaux dans la description du contexte global qui constitue le point de départ de notre étude.

Le premier est la limitation des ressources. La finitude de la planète est désormais palpable et le problème est particulièrement critique concernant les ressources énergétiques fossiles. En premier lieu le pétrole, véritable clé de voûte de notre économie. Face à la raréfaction des ressources disponibles, la croissance économique est menacée, le modèle de la société de consommation est remis en question, des tensions géopolitiques sont générées et des risques de chocs apparaissent.

Le second élément de contexte est l'impact écologique de l'activité humaine, à travers le réchauffement global¹, la détérioration de la couche d'ozone, la pollution de l'air, des eaux et des sols, la déforestation, le déclin de la biodiversité, etc. Les causes et les conséquences de ces phénomènes sont diverses, tout comme l'échelle à laquelle ils agissent qui peut être locale, régionale ou globale. Loin d'être négligeables, ces effets modifient brutalement (à l'échelle de temps de l'évolution) le milieu naturel des Hommes. Ainsi, pour certains spécialistes, l'époque qui débute avec la révolution industrielle au XVIII^e siècle constitue une nouvelle ère géologique qu'ils nomment Anthropocène, caractérisée par la prédominance de l'Homme sur le système terrestre (Lorius et Carpentier, 2011). Nous percevons aujourd'hui notre responsabilité vis-à-vis du « vaisseau spatial Terre », pour reprendre l'expression d'Edgar Morin. Bien que récente, cette prise de conscience se propage et constitue un moteur important de transformation de notre société.

Le troisième aspect essentiel de la situation est l'augmentation de la demande dans un certain nombre de secteurs, à un rythme encore inconnu dans l'Histoire, qui apparaît en parallèle des deux enjeux précédemment évoqués. Des pays fortement peuplés émergent sur le plan industriel et le développement rapide de leurs économies s'accompagne inmanquablement d'une croissance des besoins en énergie, en matières premières ou encore en ressources agricoles.

Ce contexte, dont nous prenons conscience chaque jour un peu plus, se caractérise par des tensions colossales à différents niveaux. Mais il est également stimulant en ce qu'il oblige les Hommes à évoluer et à inventer des solutions en réaction à ces phénomènes inéluctables.

Le secteur du bâtiment est évidemment concerné puisqu'il représente plus de 40 % des consommations d'énergie finale en France et dans l'Union Européenne (source *ADEME*). Malgré une inertie et une rigidité liées à l'importance du parc immobilier existant, ce secteur offre de fortes potentialités de progrès en matière d'économies d'énergie et de réduction des impacts environnementaux. Alors qu'en France, aucune réglementation n'imposait d'isoler les bâtiments jusqu'au choc pétrolier de 1973, la réglementation en vigueur à partir de 2020 pourrait exiger que tout nouveau bâtiment produise annuellement au moins autant d'énergie qu'il n'en consomme. Cette évolution rapide des performances constitue en même temps une augmentation de la complexité puisque les bâtiments fortement isolés sont très sensibles à des variations du rayonnement solaire, des apports internes, des débits de ventilation, etc. Ainsi, la modélisation numérique est devenue un enjeu essentiel pour mieux

¹ Le réchauffement global est induit par l'augmentation de l'effet de serre due aux rejets massifs de gaz participant à ce processus d'après le GIEC (groupe International d'Etudes sur le Climat).

comprendre la dynamique de ces phénomènes, et pour prévoir et optimiser les performances des ensembles bâtis en termes de consommation d'énergie et de confort.

1.2 L'objectif de fiabilité des modèles nécessite de modéliser plus finement l'occupation

Les modèles de bâtiment destinés aux calculs de consommations de chauffage/refroidissement se sont développés et perfectionnés au cours des trois dernières décennies (Fabi et al., 2011), passant notamment de modèles statiques à des modèles dynamiques. Aujourd'hui, les logiciels de Simulation Thermique Dynamique (STD) se sont démocratisés et leur usage est répandu chez les professionnels du secteur. C'est le cas, en France, du logiciel *Pleiades+COMFIE* qui constitue l'environnement de travail de cette thèse. Ces outils sont devenus incontournables pour la conception ou la rénovation de bâtiments à faible consommation énergétique dans lesquels on cherche, notamment, à valoriser au mieux les apports solaires tout en se protégeant de l'inconfort d'été auquel le bâtiment est rendu sensible de par sa forte isolation. Leur utilisation comme outil d'aide à la décision permet également un rapprochement entre les ingénieurs thermiciens des bureaux d'étude et les architectes. Elle joue un rôle primordial pour l'échange et la diffusion de connaissances dans le secteur du bâtiment.

1.2.1 Des écarts significatifs entre prévisions et consommations réelles

La capacité prédictive des logiciels de STD ne doit pas être surestimée. Les démarches entreprises pour valider les modèles (revisités dans le cas des bâtiments à très basse consommation) et l'intérêt croissant porté au suivi de consommations par les acteurs économiques, ont permis de réaliser de nombreux retours d'expériences, comme par exemple dans les travaux de Sidler (2011). Ces retours d'expériences ont fait apparaître des écarts significatifs entre les consommations énergétiques calculées par la STD et les consommations réelles mesurées en phase d'exploitation. Dans la grande majorité des cas, les consommations réelles dépassent les prévisions. Cela est particulièrement problématique au sujet de la rénovation puisque, comme le souligne Rivallain (2013), « le financement des opérations de réhabilitation repose bien souvent sur une projection des économies qui seront réalisées en usage ». L'identification des sources de ces divergences puis l'amélioration des outils sur cet aspect devraient améliorer la conception des opérations de construction et de rénovation.

Les sources d'erreurs potentielles pour les simulations thermiques dynamiques des bâtiments sont nombreuses. Elles se divisent en trois catégories (sans inclure ici les erreurs de saisie de la part des utilisateurs qui ne relèvent pas des mêmes analyses) :

- ✓ les erreurs du modèle (hypothèses, erreurs du code, simplifications et approximations physiques, parfois liées à des choix de l'utilisateur comme la division en zones thermiques ou le pas de temps de la simulation) ;
- ✓ les erreurs numériques (discrétisation) ;
- ✓ les incertitudes sur les données d'entrée (données du site, caractéristiques physiques du bâti, sollicitations extérieures, i.e. météo, occupation...).

Bien sûr, les écarts constatés entre les résultats de simulation et les consommations mesurées sont également liés aux imperfections (voire aux défauts) de la mise en œuvre et de la gestion qui peuvent sensiblement dégrader la performance énergétique des bâtiments – voir par exemple Sidler (2011).

1.2.2 L'occupation, un facteur influent mais oublié dans les procédures de validation

La détermination puis la correction de ces erreurs ont fait – et continuent de faire – l'objet de nombreux travaux de recherche. Les méthodologies employées pour valider les logiciels de STD sont de différentes natures (Bloomfield, 1999) : vérification du code source, test de validation analytique (comparaison avec une méthode numérique considérée fiable), comparaison entre modèles, validation empirique.

La méthode BESTEST (Building Energy Simulation TEST), développée par le National Renewable Energy Laboratory (Judkoff et Neymark, 1995) puis adoptée par l'AIE (Agence Internationale de l'Energie) et l'ASHRAE (American Society of Heating, Refrigerating and Air-conditioning Engineers), propose une procédure faisant intervenir successivement plusieurs de ces méthodologies. Il s'agit de mener des études numériques comparatives sur des cas simples (typiquement un parallélépipède rectangle avec une seule paroi vitrée) puis d'accroître progressivement la complexité. Le projet européen PASSYS (Jensen, 1994) s'en est inspiré et l'a enrichi en insistant sur la nécessité de mener des analyses de sensibilité pour quantifier l'influence des paramètres sur l'incertitude globale.

Afin de servir de référence commune et de base empirique à des tests de validation sur des bâtiments performants et non plus seulement sur les géométries minimalistes des BESTEST, des plateformes expérimentales ont été mises en place. C'est le cas des maisons INCAS, construites et instrumentées à Chambéry sur le site de l'INES (Institut National de l'Energie Solaire), dans le cadre des programmes ANR PREBAT 2006 et HABISOL 2008. Les maisons ne sont pas habitées, des résistances électriques permettent d'injecter si besoin des apports internes pour simuler l'occupation. Ces plateformes expérimentales ont servi de base à différents travaux de recherche : comparaison des résultats de plusieurs logiciels entre eux et avec les mesures relevées in situ (Brun et al., 2009), procédures de validation empiriques des modèles dans différentes configurations de ventilation, chauffage ou occultation, réalisation d'analyses de sensibilité et d'incertitudes de plus en plus précises afin de caractériser l'influence de différents paramètres sur la précision des résultats (Spitz, 2012 ; Leconte, 2010 ; Recht et al., 2014 ; Munaretto, 2014).

Cependant, les travaux évoqués ci-dessus ne balayent pas l'intégralité des causes de divergence entre les calculs de STD et les consommations énergétiques mesurées. Le bâtiment étant historiquement un objet appréhendé, dans le domaine de la simulation, du point de vue de la thermique de l'enveloppe, la variabilité en matière de comportement des occupants est très peu prise en compte. Or celle-ci est primordiale et de nombreuses études indiquent qu'elle joue un rôle prépondérant dans l'explication des écarts constatés entre les simulations et la réalité.

Les travaux les plus éloquentes à ce sujet sont ceux qui observent et analysent l'influence du comportement des occupants à travers la comparaison des consommations d'énergie de logements identiques (Branco et al., 2004 ; Emery et Kippenhan, 2006 ; Nordford et al., 1994 ; Seligman et al., 1978 ; Sonderegger, 1978 ; Haas et al., 1998 ; Cayla et al., 2009 ; Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE, 2001 ; Andersen, 2012). Les différences de consommations entre logements ne peuvent *a priori* être attribuées qu'à des différences dans la manière d'habiter.

Andersen (2012) présente une distribution des consommations de chauffage pour 290 logements identiques et voisins avec un rapport de 1 à 20 entre les deux extremums (cf. Figure 1). Les mesures ont

été effectuées au cours de différentes années et la distribution des consommations de chauffage conserve une forme similaire d'une année à l'autre.

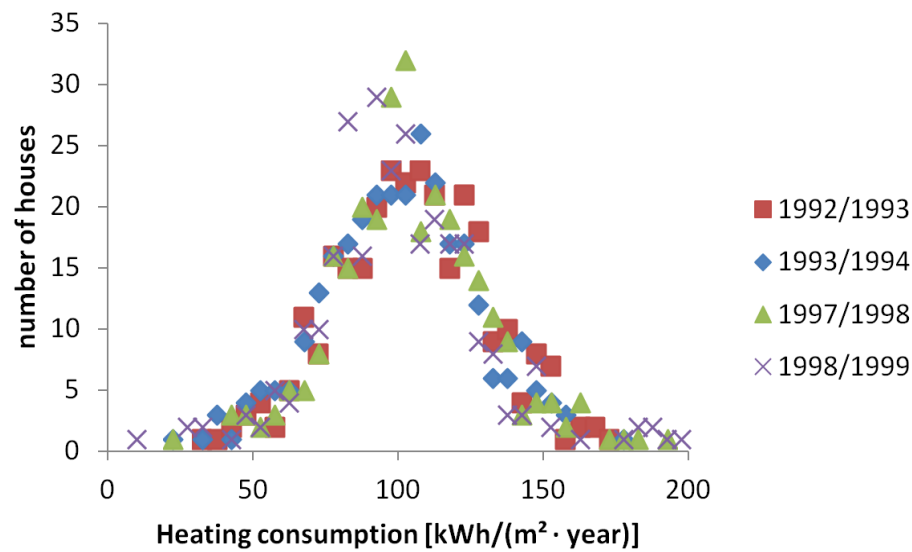


Figure 1 : Distribution des consommations de chauffage pour 290 maisons identiques (Andersen, 2012)

Dans le cas de maisons très performantes (label Passivhaus²) une variabilité importante est également observée entre logements identiques. La Figure 2 présente les consommations d'énergie des postes « chauffage » et « ventilation » pour deux types de maisons. Les 13 premières sont équipées d'une pompe à chaleur géothermique et les 18 autres sont équipées d'un système qui regroupe la ventilation et le chauffage par l'air par le biais d'une pompe à chaleur air-air.

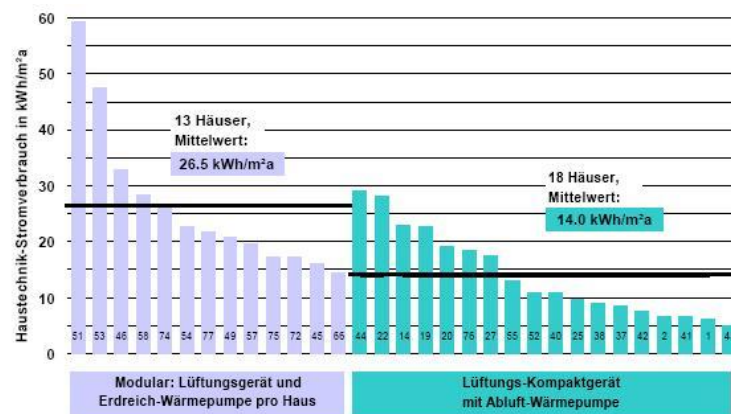


Figure 2 : Consommation d'énergie pour deux concepts différents. Chaque barre correspond aux consommations d'un bâtiment. Source : (Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE 2001)

Cayla (2011), à partir de questionnaires envoyés à un panel de ménages français³ indépendamment de leur type de logement, constate que « les variables relatives aux occupants du logement expliquent un tiers de la variance de chauffage contre deux tiers pour les caractéristiques techniques du logement et les aspects météorologiques ».

² Besoins de chauffage annuels inférieurs à 15 kWh/m² en énergie primaire et consommation énergétique annuelle totale du bâtiment inférieure à 120 kWh/m² en énergie primaire.

³ Sur 3000 exemplaires envoyés, 2012 ont été retournés complets.

Ainsi le comportement des occupants est clairement identifié comme un paramètre clé lorsque l'on étudie l'incertitude des modèles de simulation énergétique des bâtiments. Cependant, les ordres de grandeurs associés à cette incertitude sont variables d'une source à l'autre. Or, il est de plus en plus crucial d'améliorer la précision de cette évaluation puisque les progrès réalisés au niveau de l'enveloppe des bâtiments augmentent leur sensibilité aux variations des apports internes (métabolisme humain et effet joule des équipements électriques), des apports solaires ou du renouvellement d'air. La présence et le comportement des occupants doivent par conséquent être modélisés avec précision si l'on souhaite prévoir les consommations de bâtiments conçus ou rénovés dans le but d'obtenir des performances énergétiques élevées. Ces aspects font pourtant toujours l'objet d'une modélisation extrêmement simplifiée dans les logiciels de STD couramment utilisés. Aucune diversité entre les occupants n'y est considérée et leurs interactions avec l'enveloppe y sont réduites au minimum. Ce faisant, un facteur influant fortement sur la consommation finale du bâtiment est négligé, ce qui explique pour partie les écarts constatés entre prévisions et mesures. Cette thèse a pour objet de contribuer à combler cette lacune. La méthode retenue consiste à modéliser les comportements des occupants relatifs aux consommations énergétiques des bâtiments au sein d'un outil de STD, puis à étudier la sensibilité de la simulation à ces paramètres.

1.2.3 Objectif: intégration d'une modélisation de l'occupation dans un outil de STD, identification des paramètres influents par des analyses de sensibilité

Le travail porte sur les bâtiments de bureau et les logements. La modélisation implémentée doit inclure les principaux éléments de l'occupation ayant un impact sur les consommations énergétiques du bâtiment et elle doit permettre d'évaluer un intervalle d'incertitude relative à ces facteurs sur la consommation d'énergie prédite.

Le modèle sera également utilisé pour identifier les aspects de l'occupation les plus influents sur la performance énergétique des bâtiments. Ces aspects seront à approfondir ou à préciser en priorité : s'agit-il de la composition sociologique du ménage, des actions sur les fenêtres, de la gestion des consignes de température... ?

La modélisation de l'occupation vise aussi à progresser dans le développement de la Garantie de Performance Énergétique (GPE)⁴ qui est un sujet économique d'actualité très concret. En effet, la prise en compte de l'ensemble des incertitudes (enveloppe, systèmes et occupation) permettra de calculer un intervalle de confiance des performances prévues par les simulations. En cas de non respect de ces performances, le modèle, associé aux mesures après travaux, sera utile pour identifier l'origine des dérives.

⁴ La Garantie de Performance Énergétique a pour objet de garantir l'efficacité énergétique d'un bâtiment. Elle constitue un outil essentiel pour déclencher des travaux de réhabilitation énergétiques en nombre et à un niveau de performance correspondant à ceux prévus par le Grenelle de l'Environnement. Sa mise en œuvre se traduit par l'obligation souscrite par un prestataire d'atteindre des objectifs d'efficacité énergétique fixés. Plus concrètement, il s'agit d'assurer au gestionnaire que sa consommation d'énergie après travaux ne dépassera pas la valeur prévue. Cette consommation est vérifiée à partir de données réelles constatées et non pas seulement à partir de données théoriques. En cas de non atteinte de la performance énergétique garantie, les responsabilités pourront être recherchées, du côté de la conception, de la mise en œuvre ou du comportement des résidents.

La problématique du comportement des personnes dans les bâtiments met en jeu des facteurs divers et variés. Un exemple simple permet d'apprécier la complexité du sujet. L'action consistant à ouvrir ou fermer une fenêtre est motivée par des paramètres :

- ✓ physiques de l'environnement (température intérieure et extérieure, qualité de l'air, vitesse de l'air, bruit, humidité) ;
- ✓ physiologiques (âge, genre...);
- ✓ psychologiques (au-delà des caractéristiques physiques, la notion de perception est essentielle, cf. § 1.2.1.4) ;
- ✓ contextuels : saison, heure de la journée, type de fenêtre, type de bâtiment (logement ou bureau, ventilé naturellement ou mécaniquement, climatisé ou non), existence d'un vis-à-vis, risque de cambriolage ou autre, etc.

Dans ses causes et ses conséquences, une telle action intéresse à la fois les sciences sociales qui s'interrogent, par exemple, sur la notion de bien-être et les sciences physiques appliquées qui cherchent à calculer des consommations énergétiques. Les manières d'aborder le sujet sont diverses et elles déterminent totalement le choix du type de modélisation. Deux voies principales se dessinent au sein de la littérature.

La première considère comme point de départ le fait que les occupants agissent de manière à assurer certaines conditions de confort. En effet, la raison principale pour laquelle les bâtiments sont chauffés, ventilés ou climatisés est d'assurer aux occupants des conditions de confort acceptables (Fanger, 1986). C'est donc, logiquement, une entrée possible pouvant mener à une modélisation de l'occupation. Dans un outil de simulation, il s'agit de coupler un modèle capable d'évaluer le confort avec un second qui génère des actions en fonction de ce confort. Les modèles correspondant sont plutôt de type déterministes ou orientés agents et leur développement est conditionné par les connaissances sur le confort en lui-même, ce qui nous a conduits à réaliser préalablement un état de l'art sur ce thème.

La deuxième option consiste à appréhender le comportement des occupants comme un phénomène fortement aléatoire. Il s'agit de reproduire les comportements observés (fréquence et durée des différentes actions prises en compte) en fonction des conditions de l'environnement, sans pour autant qu'apparaisse leur logique. Par exemple, si on observe une probabilité p pour que l'occupant d'un bureau ouvre sa fenêtre sous certaines conditions climatiques intérieures et extérieures, on reproduit cette probabilité sans chercher à connaître précisément la motivation du geste (qui peut être, par exemple, la volonté de renouveler l'air ou celle de rafraîchir la pièce, ces deux objectifs étant potentiellement contradictoires).

1.3 Etat de l'art sur la notion de confort

Avant d'aborder le confort sous l'angle de la thermique, nous passons tout d'abord en revue quelques unes de ses autres composantes. En effet le confort, ou plus précisément la sensation de confort, est un tout qui dépend de facteurs multiples et qui dépasse largement le seul aspect thermique. Certains sociologues préfèrent utiliser le concept de « bien-être » dont on comprend bien qu'il est plus complet, mais aussi plus difficile à définir et à modéliser (Roulet et al., 2006a, 2006b).

D'un point de vue plus physique, le confort d'un espace dépend de la température, de l'humidité, de la vitesse de l'air, de la luminosité, de l'éblouissement, de la qualité de l'air, des odeurs, du bruit, etc.. Ces

différents aspects peuvent aussi interagir : Alessi et al. (2010), par exemple, recherchent les corrélations existant entre eux à partir d'analyses statistiques.

Les paragraphes suivants proposent un tour d'horizon des différents aspects du confort qui s'achèvera sur une description des modèles de confort thermique existants.

1.3.1 La qualité de l'air intérieur

Le confinement de l'air au sein de l'enveloppe, plus ou moins hermétique, du bâtiment, est susceptible de dégrader la santé des occupants par une concentration élevée en polluants provenant de l'air extérieur, des matériaux, des équipements ou de l'occupation elle-même (Dounis, Caraiscos, 2009). La qualité de l'air intérieur (QAI), dépend des concentrations de CO₂, de vapeur d'eau, de dioxyde d'azote (NO₂) de composés organiques volatiles (COV), de monoxyde de carbone (CO), d'ozone (O₃) ainsi que de poussières, particules, fumées, odeurs de cuisines, etc.

Des normes (en France, un arrêté du 24 mars 1982), fixent des taux de renouvellement d'air minimaux censés assurer la salubrité de l'air, en fonction du nombre d'occupants et du type d'activité dans le volume considéré. Cette ventilation peut être soit naturelle (par des ouvertures permanentes ou par les ouvrants), soit assurée par des systèmes mécaniques contrôlés (VMC simple ou double flux, potentiellement pilotée par des horloges, des capteurs d'hygrométrie, voire de CO₂).

Cependant, au-delà de l'aspect réglementaire, les occupants ont tendance à agir sur les fenêtres pour améliorer la QAI. Hauge (2012), abordant la question du point de vue des sciences sociales, a démontré, à travers une enquête qualitative menée dans quatre pays européens, que le « goût » pour l'air frais en provenance de l'extérieur est un phénomène interculturel, social et émotionnel. Fabi (2011) souligne qu'il est intéressant (et rassurant) de constater que Hauge arrive à la même conclusion que des chercheurs issus du champ des sciences appliquées qui, en instrumentant avec précision des bâtiments, constataient des ouvertures de fenêtres essentiellement au moment de l'arrivée des occupants (Herkel et al., 2006).

L'outil de simulation *Pléiades+COMFIE* utilisé dans cette thèse, modélise les mouvements d'air comme un réseau nodal dont les nœuds (les zones) sont raccordés par des composants (portes, fenêtres, fissures). A chaque composant est attribué un taux de flux de masse fonction de la différence de pression existante à ses bornes, et les équations de conservation de la masse et de l'énergie achèvent de définir le système. Or d'après Beausoleil-Morrison (2000 ; 2006), cette méthode est insuffisante pour prendre en considération la QAI car les mouvements d'air à l'intérieur d'une pièce ne sont pas modélisés. Une étude de la QAI nécessiterait d'analyser par exemple l'éventuelle stagnation des polluants à un endroit spécifique de la pièce en raison de tourbillons, ce qui n'est possible que par le couplage du logiciel de simulation avec un modèle CFD (Computational Fluid Dynamic).

1.3.2 Le confort visuel

Il s'agit d'un aspect du confort particulièrement important dans le cadre du travail. En France par exemple, des réglementations imposent des niveaux minimaux d'éclairage dans les locaux ou sur les postes de travail et font un certain nombre de recommandations concernant le confort et l'ergonomie visuels (comme la norme NF X 90-003-1 de Juin 2003).

Le confort visuel dépend bien sûr de l'éclairage local, mais également de sa répartition dans l'espace, de la température de couleur ou de l'éblouissement. Par ailleurs les occupants préfèrent l'éclairage naturel plutôt qu'artificiel à niveaux identiques.

Inkarojrit (2005), d'après une enquête réalisée auprès d'occupants de bâtiments de bureaux, affirme que le confort visuel est le principal moteur de leur action sur les dispositifs d'occultation (suivent la préservation vis-à-vis des regards extérieurs et la réduction des apports solaires). Ce résultat qualitatif, pressenti par Rubin et al. (1978) qui observaient plus d'actions sur les stores pour les façades sud que pour les façades nord (blocage du rayonnement direct), est retrouvé par de nombreuses analyses de bâtiments instrumentés.

Ainsi Foster et Oreszczyn (2000), Raja et al. (2001), Nicol (2001), Reinhart et Voss (2003), Sutter et al. (2006) ou Haldi et Robinson (2010a) observent que les variables physiques les plus fortement corrélées avec les actions sur les occultations sont en lien avec le confort visuel. Ces variables diffèrent selon les études (éclairage extérieur et/ou intérieur, rayonnement global diffus, rayonnement global vertical, etc.) mais toutes se rapportent au phénomène, complexe et souvent insuffisamment compris d'éblouissement (Osterhaus, 2005). Cependant Haldi et Robinson (2010b), à partir d'une enquête sur le confort visuel menée en parallèle de mesures dans un bâtiment de bureau, mettent en évidence une forte corrélation entre la sensation de confort visuel et l'éclairage intérieur, indiquant par là que cette variable peut être suffisante.

1.3.3 Le confort acoustique

Les sources de nuisances sonores peuvent être internes au bâtiment ou externes. Du point de vue de la simulation énergétique des bâtiments, les sources de bruit internes ont une influence tout à fait négligeable. En revanche, ne serait-ce que par l'expérience personnelle et l'intuition, nous pouvons affirmer que l'exposition à un bruit provenant de l'extérieur tend à faire fermer les fenêtres ou à les maintenir fermées.

A notre connaissance l'influence du bruit extérieur sur la gestion des ouvrants n'a pas été finement étudiée et n'a, par conséquent, été intégrée à aucun modèle. Il n'y a dans ce domaine que des résultats qualitatifs tels que ceux de Warren et Parkins (1984) issus de questionnaires, dans lesquels les personnes interrogées déclarent que le bruit est la raison principale qui les pousse à fermer les fenêtres de leur bureau en été.

La réglementation thermique en vigueur définit trois classes (BR1, BR2 et BR3) d'exposition au bruit des infrastructures de transports (annexe II de la RT2012).

Ce classement s'effectue pour chaque baie en fonction :

- des infrastructures de transport (elles mêmes classées en 5 catégories par arrêtés préfectoraux) situées à proximité du bâtiment ;
- de la distance entre la baie considérée et ces infrastructures ;
- des obstacles existants.

1.3.4 Le confort thermique

Assurer le confort thermique des occupants est une des principales raisons d'être du bâtiment. Les concepteurs de bâtiments, architectes en premier lieu, attendent des outils de STD qu'ils les renseignent à

ce sujet. Une meilleure prise en compte du confort thermique dès la conception augmenterait la précision des prévisions de consommation. Par exemple, des effets rebonds (exigence d'une température interne plus élevée notamment) observés dans des bâtiments basse énergie n'apparaissent que dans la mesure où les occupants ne sont pas satisfaits du confort (Greening et al., 2000). Ceci nécessite de comprendre et de décrire le phénomène de confort thermique.

Le corps humain interagit avec son environnement à travers des échanges de chaleur (sensibles et latents) et régule sa température par « des processus thermo-physiologiques involontaires qui modulent la production et le transfert de masse et de chaleur, internes et externes » (Thellier et al., 2009). En parallèle, si par cette adaptation inconsciente le corps humain peine à maintenir sa température centrale⁵ à 37°C, la sensation d'inconfort persistante pousse l'individu à modifier son comportement et à agir sur son environnement pour y remédier. Cet état de l'art sur le confort thermique dans les bâtiments présente en premier lieu le bilan thermique du corps humain dans son environnement et l'aspect psychologique du confort, puis deux méthodes d'évaluation du confort, l'approche rationnelle et l'approche adaptative.

1.3.4.1 Bilan thermique : phénomènes de production et d'échange de chaleur du corps

Le métabolisme est l'ensemble des transformations moléculaires et énergétiques qui se déroulent de manière ininterrompue dans l'organisme vivant. Dépendant de l'activité, l'énergie correspondante est transformée en travail et en chaleur.

La thermorégulation est un phénomène dynamique qui repose sur des thermorécepteurs internes et cutanés sensibles au chaud ou au froid. Le cerveau traite les informations récoltées et, face à un déséquilibre, déclenche des mécanismes de lutte inconscients (vasodilatation, transpiration ou au contraire vasoconstriction et frissons) ou conscients (comportementaux).

Si les réactions nécessaires pour atteindre l'état d'équilibre thermique sont minimales, le corps est dit à neutralité thermique. Cette situation idéale correspond à une température d'ambiance comprise entre 20 et 26°C selon l'habillement. Si au contraire les réactions thermo-physiologiques ne parviennent pas à établir l'équilibre thermique et que sa température corporelle centrale devient supérieure à 38°C ou inférieure à 35°C, alors le corps est dans une situation d'hyper ou d'hypothermie, potentiellement dangereuse.

Le corps humain et son environnement échangent de la chaleur sensible et latente suivant différents modes de transferts (Figure 3). L'importance relative des différents modes d'échange dépend de plusieurs paramètres (habillement, température de l'air, température radiative, vitesse et humidité de l'air).

⁵ Température d'un noyau central représenté par l'ensemble des organes situés dans le crâne, la cavité abdominale et la cavité thoracique.

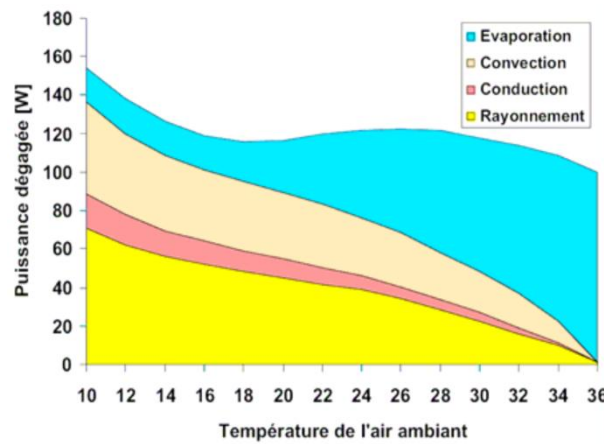


Figure 3 : Répartition des échanges de chaleur en fonction de la température de l'air supposée homogène (Gay, 2001)

Le métabolisme produit de la chaleur, laquelle peut être dissipée dans l'ambiance ou stockée par l'organisme, et du travail, lequel, utilisé par les muscles, ne participe pas au bilan thermique. En calculant les flux de chaleur par unité de surface corporelle, on obtient le bilan thermique suivant, en régime transitoire, les chaleurs stockées étant exprimées comme proportionnelles aux dérivées des températures en fonction du temps (Fanger, 1970):

$$M - W = (C + R + Esk) + (Cres + Eres) + Ssk + Sc \quad (1.1)$$

Avec :

M , métabolisme [W/m^2] ;

W , travail extérieur [W/m^2] ;

C , flux de chaleur convectif, en Watt par m^2 de surface d'échange [W/m^2] ;

R , flux de chaleur par rayonnement [W/m^2] ;

Esk , échanges de chaleur par évaporation [W/m^2] ;

$Cres$, échanges de chaleur par convection lors de la respiration [W/m^2] ;

$Eres$, échanges de chaleur par évaporation lors de la respiration [W/m^2] ;

Ssk , chaleur stockée dans la peau [W/m^2] ;

Sc , chaleur stockée à l'intérieur du corps [W/m^2].

Perception du confort thermique

L'ASHRAE définit le confort thermique comme « la condition d'esprit qui exprime la satisfaction en présence d'un environnement thermique donné ». Cette définition insiste à juste titre sur le caractère éminemment subjectif du confort thermique, au-delà des aspects purement physiques intervenant dans la définition du confort thermo-physiologique.

Rohles (1981) a observé dans le cadre d'études en chambres climatiques, que le sentiment de confort ne dépend pas uniquement des conditions physiques. Sous des conditions climatiques identiques, les sujets ont plus chaud dans une pièce décorée que dans une pièce vide. De même, ils ont plus chaud si on leur indique, à tort ou à raison, que le chauffage est allumé. Par ailleurs, si on leur indique que la

température est de 23°C, alors les sujets ressentent sensiblement la même chose, que la température réelle soit de 23, 22, 21 ou 20°C.

Plusieurs études indiquent que le sentiment de contrôle (parfois différent du contrôle effectif) accroît la sensation de confort. Paciuk (1989) trouve une corrélation forte entre le degré de contrôle perçu et le confort thermique ressenti, tandis que, dans le même ordre d'idée, Leaman et Bordass (1999) observent une tolérance supérieure des occupants dans les bâtiments qui proposent de bonnes opportunités de contrôle aux occupants. A contrario, quand les opportunités d'adaptation sont restreintes, tout éloignement des conditions de confort entraîne de l'insatisfaction et du stress (Standeven, Baker, 1996).

Les résultats de ce type — voir aussi (Haldi, Robinson, 2010b) — plaident plutôt en faveur d'une approche adaptative du confort comme nous le verrons par la suite. En effet, l'approche rationnelle (ou analytique) ne prend pas en considération les opportunités dont dispose l'occupant pour modifier son environnement. Son objectif est de quantifier le confort thermique sous des conditions instantanées parfaitement connues de climat de l'environnement ainsi que d'habillement et d'activité de l'occupant.

1.3.4.2 L'approche rationnelle

PMV (Predicted Mean Vote, vote moyen prévisible)

Cette approche cherche à décrire le confort thermique en termes de transferts thermiques physiques et physiologiques. Le modèle PMV, proposé par Fanger (1967) est le plus connu et le plus utilisé (notamment par la norme ISO 7730, 1994).

L'idée est de corrélérer la valeur du bilan thermique au vote de confort moyen dans des conditions thermiques données. Les corrélations sont obtenues au moyen d'expériences dans lesquelles les sujets, parfaitement décrits en termes de métabolisme et d'activité, sont exposés à un environnement maîtrisé en chambre climatique. Ils se voient proposer de choisir sur une échelle composée de 7 expressions (de « très froid » à « très chaud » en passant par « confortable ») celle qui caractérise le mieux leur sensation. A chacun de ces termes est associée une valeur entière allant de -3 pour « très froid » à +3 pour « très chaud » en passant par 0 pour « confortable ». Des abaques du PMV sont alors réalisés et, si les résultats sont obtenus sur un échantillon suffisamment large, il est considéré que d'autres sujets réagiront de la même manière dans des conditions similaires.

Le standard ASHRAE (Olesen, 2004) utilise six variables pour caractériser l'équilibre thermique :

- les facteurs liés à la personne :
 - le métabolisme du corps (lié à l'activité)⁶,
 - l'habillement⁷ ;
- les variables environnementales :
 - température de l'air,
 - température des parois,

⁶ 1 Met= 58 W/m² de peau pour un individu assis au repos (la surface moyenne du corps humain est de 1,8 m², les valeurs par activité sont regroupées dans des tables)

⁷ L'isolation thermique de l'habillement est exprimée en Clo. 1 Clo = 0,155 m².K/W et correspond à un état de neutralité thermique pour une personne ayant une activité de 1 Met dans une pièce à 21°C, avec une humidité de 50 % et un mouvement d'air de 0,1 m/s.

Chapitre I : Pourquoi et comment modéliser le comportement des occupants dans la simulation énergétique des bâtiments

- humidité de l'air⁸,
- vitesse de l'air.

A partir de ces six variables, des zones de confort sont établies sous la forme d'abaques (Figure 4 et Figure 5):

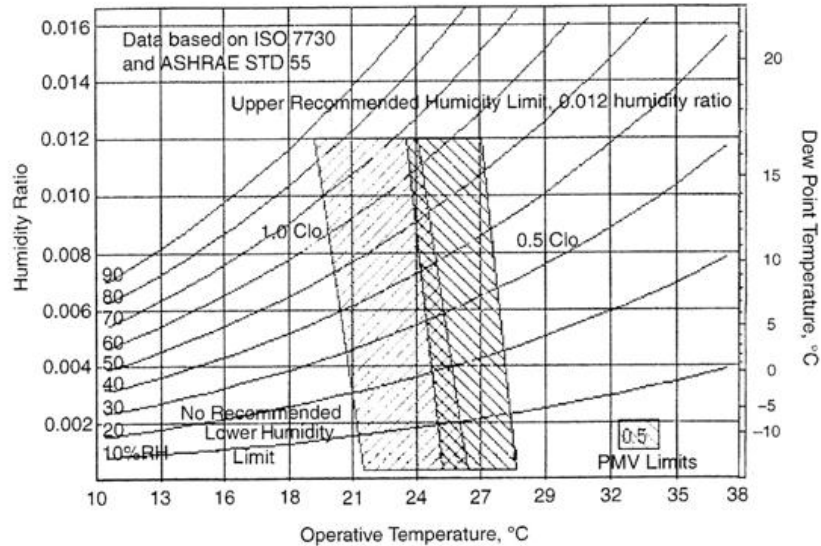


Figure 4 : Plage de confort thermique acceptable spécifiée par la norme ASHRAE-55 (ASHRAE 2004)

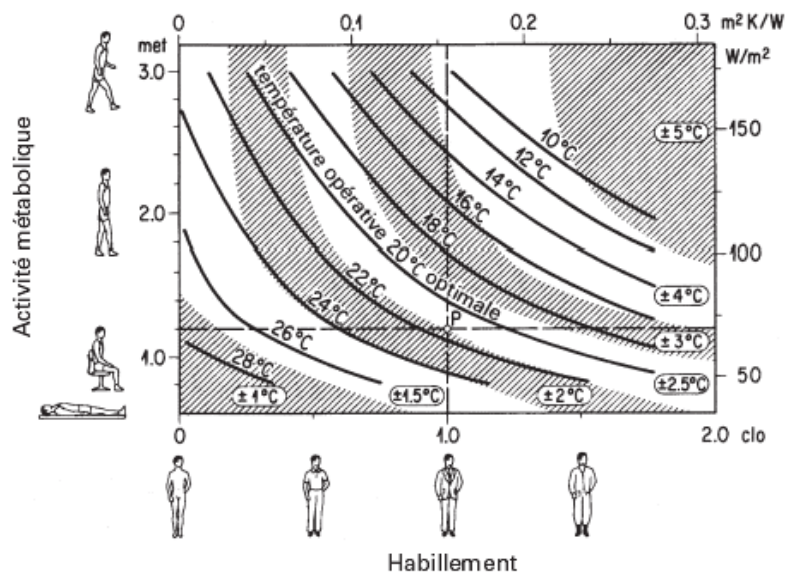


Figure 5 : Température ambiante optimale en fonction de l'activité et de l'habillement [norme SN EN ISO 7730], la zone claire intérieure correspond à $-0,5 < PMV < 0,5$

PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied, pourcentage de personnes insatisfaites prévisible)

Le PMV est complété par l'indice PPD auquel il est directement relié. Proposé également par Fanger, le PPD comptabilise le nombre de votes -3 -2 +2 et +3 en considérant qu'ils correspondent à des personnes insatisfaites. Cet indice fournit une information complémentaire de celle du PMV puisque des votes de signes contraires peuvent « effacer » des insatisfactions. Le PPD n'atteint jamais 0 %, illustrant le

⁸ L'humidité est souvent exprimée par le taux d'humidité relative Hr qui est le rapport de la pression partielle de vapeur d'eau contenue dans l'air sur la pression de vapeur saturante à la même température. On considère usuellement que le confort est assuré si Hr est compris entre 35 et 60 %.

fait qu'aucune condition n'est jugée optimale par l'intégralité de la population. Fanger a calculé une valeur minimale de 5 % mais Brager (1992) puis Nicol et Humphreys (2006) proposent des valeurs supérieures, de l'ordre de 12 % et 14 % respectivement (Figure 6).

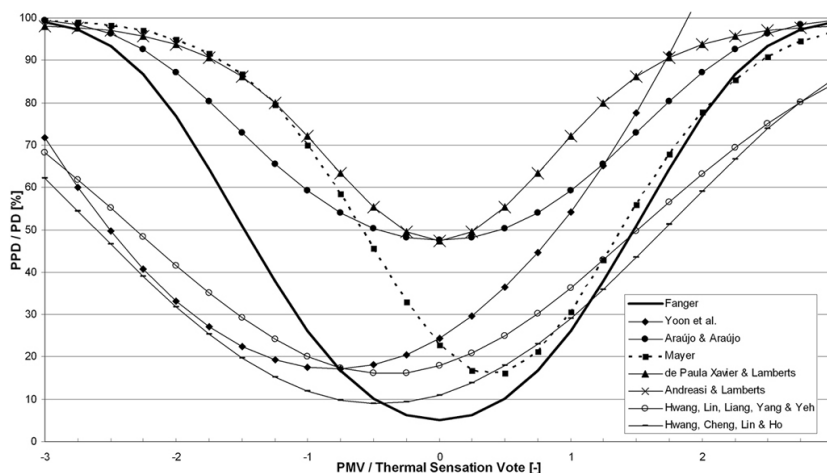


Figure 6 : PMV, its input parameters, its relation to PPD, and its expression on the ASHRAE 7-point scale of thermal sensation

Les plages de confort des différentes normes définissent alors une valeur maximale pour le PPD en plus de l'intervalle du PMV. Ces valeurs, tout comme celles du PMV, dépendent du type de bâtiment et du type d'activité qui s'y exerce.

Critique de l'approche rationnelle, introduction de l'approche adaptative

La méthode rationnelle a été validée dans de nombreuses configurations (Tanabe et al., 1987 ; Schiller et al., 1988 ; de Dear et al., 1991 ; Donnini et al., 1997 ; de Dear, Fountain, 1994 ; Cena, de Dear, 1998) et, comme nous l'avons vu, elle est à la base des principales normes européennes et nord-américaines concernant le confort thermique. Elle n'est cependant pas exempte de critiques. En présentant les principales, nous allons introduire l'approche adaptative.

Humphreys et Nicol (2002) remarquent que le vote de confort n'est pas mieux prédit, en pratique, par les indices rationnels que par des indices simples tels que la température seule. Une raison évoquée est qu'il est délicat de connaître la vêtue et l'activité des occupants qui sont des données nécessaires pour obtenir les indices PMV et PPD (d'autant que les vêtements sont représentés à travers un modèle simplifié qui introduit des incertitudes). Certaines variables de l'environnement, comme les vitesses d'air, sont également difficiles à mesurer en temps réel et induisent des erreurs.

D'après plusieurs études, le modèle PMV surestime les sensations de chaleur en période chaude et donc les besoins de rafraîchissement pour les bâtiments concernés. Kempton et Lutzenhiser (1992) suggèrent que c'est parce qu'il ignore d'importantes dimensions culturelles, sociales et climatiques. Humphreys et Nicol (2002) insistent quant à eux sur la différence entre les bâtiments équipés de l'air conditionné et ceux qui sont ventilés naturellement⁹, ces derniers ayant des plages de confort plus larges. Taleghani et al. (2013) comptabilisent treize études faisant état de différences dans les températures de confort entre ces deux types de bâtiments.

⁹ En anglais « *buildings with centralized HVAC* » vs « *buildings with natural ventilation* » ou « *free-running buildings* ».

Le modèle est statique et selon de Dear et Brager (1998), il regarde à tort les occupants comme des récepteurs passifs de leur environnement tandis qu'eux suggèrent que les occupants devraient pouvoir agir pour modifier l'environnement selon leurs préférences. Humphreys et Nicol (2002), constatant des plages de confort en réalité plus larges que prévues par l'approche PMV, en déduisent également que cela est dû à une adaptation des sujets à leur environnement.

1.3.4.3 L'approche adaptative

Les critiques formulées à l'encontre de l'approche analytique dès Nicol et Humphreys (1973), ainsi que la mise en évidence de facteurs psychologiques non négligeables, ont poussé au développement d'une approche adaptative du confort thermique.

Si l'approche rationnelle est statique et repose sur des expériences en chambres climatiques au cours desquelles toutes les conditions ayant trait au bilan thermique sont connues, l'approche adaptative, a contrario, se base sur des enquêtes in situ (qui utilisent pour les votes la même échelle de confort que le modèle analytique) et se focalise sur les seules températures intérieures et extérieures. De plus, elle est dynamique puisque, comme nous allons le voir, elle tient compte du passé et prédit une température de confort qui évolue continuellement au cours du temps.

L'hypothèse fondamentale de l'approche adaptative peut-être énoncée ainsi : « Si un changement susceptible de provoquer de l'inconfort se produit, les gens réagissent d'une manière qui tend à restaurer ce confort ». L'adaptation des occupants comprend trois catégories. Selon l'échelle de temps considérée, elle peut être comportementale, psychologique ou physiologique.

Les réactions comportementales sont quasi instantanées. Elles peuvent être de deux types :

- ✓ celles par lesquelles l'occupant s'ajuste à l'environnement pour améliorer son confort :
 - changement de posture,
 - déplacement,
 - modification de la vêtue,
 - consommation de boisson chaude ou froide ;
- ✓ celles par lesquelles l'occupant modifie son environnement :
 - ouverture/fermeture des fenêtres et des portes,
 - action sur occultations (stores, rideaux...),
 - utilisation de l'éclairage artificiel,
 - modification de la consigne de chauffage ou de climatisation,
 - usage de ventilateurs.

Le degré de liberté dont dispose l'occupant pour s'adapter ou adapter l'ambiance à sa convenance dépend des circonstances (type d'activité, existence de codes vestimentaires, possibilités d'actions sur les différents équipements...). Standeven et Baker (1996) utilisent le concept d'« opportunité d'adaptation », et montrent qu'il modifie la sensation de confort et le niveau d'exigence des occupants. Plus les occupants d'un bâtiment sont libres dans leurs choix, plus la zone de confort thermique est grande. Il est couramment admis que cette adaptation psychologique a un impact non négligeable sur le confort. L'adaptation psychologique inclut également l'anticipation des conditions thermiques à travers le choix initial de la vêtue, ainsi qu'une certaine accoutumance aux conditions climatiques sur une période de l'ordre de quelques jours à quelques semaines. L'importance de ces deux phénomènes est appuyée par l'observation d'une corrélation forte entre la température intérieure de confort et la température

extérieure du site considérée sur une période : moyenne mensuelle pour Dear et Brager (2002) ou moyenne glissante sur quelques jours pour Humphreys et Nicol (2000). Cette corrélation constitue la clé de voûte des modèles de confort adaptatif.

L'adaptation physiologique comprend l'acclimatation, phénomène par lequel les individus ajustent leurs processus de régulation inconscients suite à des périodes prolongées de chaleur ou de froid intenses, et l'adaptation génétique. L'échelle de temps correspondante s'étale de quelques années à plusieurs générations. D'après de Dear et Brager (2002), la plupart des études expérimentales indiquent une faible influence de ce phénomène sur le confort thermique dans les conditions habituelles des bâtiments résidentiels et tertiaires. Cependant, plus récemment, Liu et al. (2012) sont parvenus à une conclusion inverse à partir de cas d'études en Grande Bretagne et en Chine. Par un processus de hiérarchie analytique¹⁰, ils ont obtenu le classement suivant des trois catégories du confort adaptatif par ordre décroissant d'importance : adaptation physiologique, adaptation comportementale puis adaptation psychologique.

Température de confort en fonction de la température extérieure

Le modèle adaptatif prédit une température de confort, définie par Nicol et Humphreys (2010) comme « la température opérative à laquelle soit la personne moyenne sera neutre thermiquement, soit la majorité d'un groupe de personnes sera confortable », en fonction d'une moyenne mensuelle ou d'une moyenne glissante de la température extérieure.

Cette relation, obtenue par régression linéaire à partir d'études de confort de terrain, peut être vue comme une boîte noire empirique (Humphreys, 1998). Les actions d'adaptation de l'occupant (posture, vêture, contrôles...) étant supposées dépendre de la température extérieure (Nicol et al., 1999 ; Raja et al., 2001), c'est la rétroaction entre le climat et ces actions adaptatives qui permet, en pratique, de ne considérer que la température extérieure (Nicol, Humphreys, 2002).

Cependant, et c'est la limite majeure de ce modèle, les températures intérieure et extérieure sont découplées dans les bâtiments dont l'ambiance est fortement contrôlée. La relation entre température de confort et température extérieure est alors plus complexe (Figure 7).

¹⁰Le processus de hiérarchie analytique est fréquemment employé pour comparer l'influence de critères qualitatifs. Il consiste à diviser chaque critère en sous-critères puis à comparer l'ensemble des sous-critères deux à deux. Le facteur $f_{p,q}$ caractérise le résultat de la comparaison entre les sous-critères p et q. Il peut être évalué au moyen d'une enquête par exemple, sur une échelle allant de 0 à 9, "0" indiquant que le sous-critère q est négligeable devant le sous-critère p tandis que la valeur "9" indique l'inverse. La matrice des facteurs ainsi obtenue est ensuite diagonalisée et les valeurs propres indiquent les poids respectifs des sous-critères. La somme des poids de ses sous-critères correspond au poids d'un critère, définissant ainsi une hiérarchie.

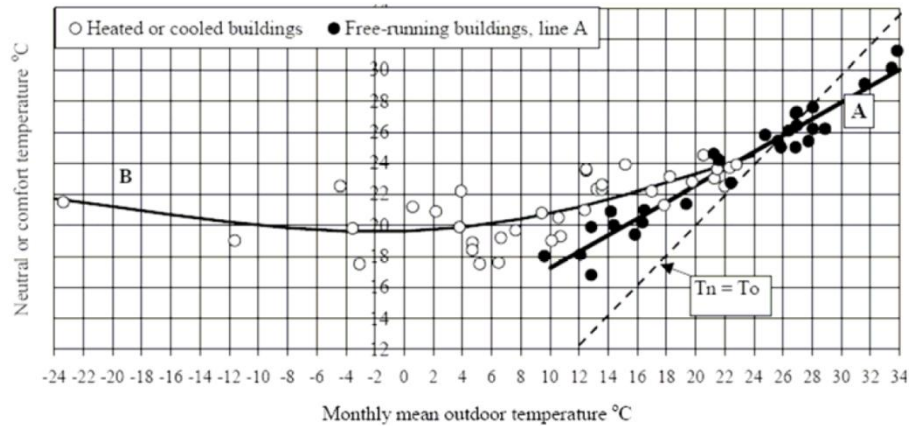


Figure 7 : Evolution de la température de confort en fonction de la moyenne mensuelle des températures extérieures pour les bâtiments climatisés et non climatisés (Humphreys, 1978)

Présentation de deux modèles adaptatifs intégrés dans des standards

➤ Standard ASHRAE 2004

Dear et Brager (2002) proposent un modèle PMV adaptatif dans lequel la température de confort est exprimée en fonction de la moyenne mensuelle de la température extérieure effective¹¹ en distinguant les bâtiments en deux catégories selon qu'ils sont climatisés et chauffés, ou non. A noter que le modèle pour les bâtiments à ambiance contrôlée utilise une correction sémantique puisque dans ces bâtiments, les occupants préfèrent des températures inférieures à la température de neutralité thermique en été et supérieures en hiver (préférence et neutralité ne sont pas synonymes).

Deux zones d'acceptabilité (80 % et 90 % de satisfaction), correspondant à des encadrements de la température de confort, sont délimitées d'après l'expression du PPD en fonction du PMV telle que proposée par Fanger dans la méthode rationnelle. Celles des bâtiments ventilés naturellement sont plus larges (d'environ 70 %) que celles des bâtiments équipés d'air conditionné ce qui confirme l'hypothèse adaptative (Figure 8).

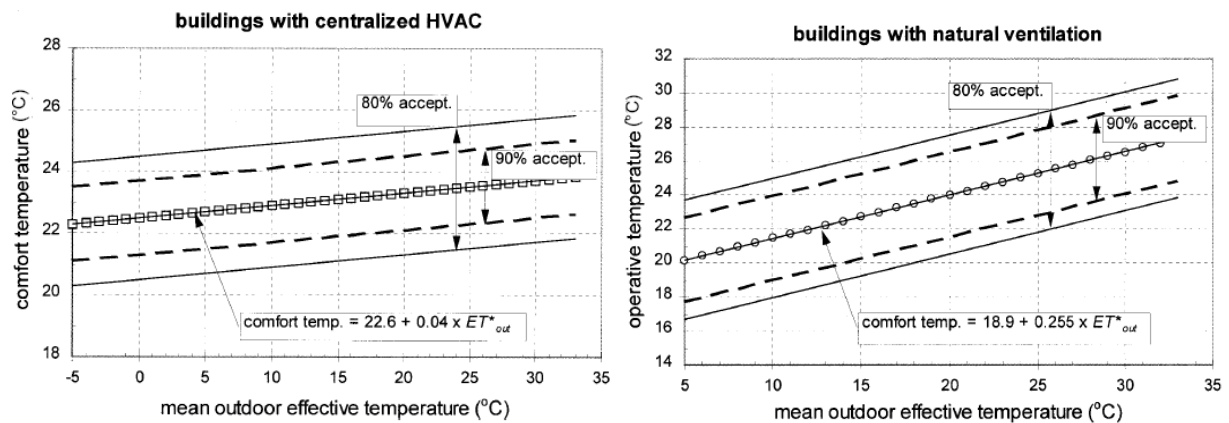


Figure 8 : Température et zones de confort en fonction de la température extérieure moyenne mensuelle pour les deux types de bâtiments, (de Dear, Brager, 2002)

¹¹ Notée ET^*_{out} : moyenne arithmétique sur un mois des températures à 6 heures du matin et 3 heures de l'après-midi (supposées minimums et maximums journaliers par hypothèse)

➤ Standard CEN (norme EN15251)

Ce standard européen utilise le modèle de confort adaptatif proposé par Nicol et Humphreys (2009) dans lequel la température extérieure moyenne glissante a été préférée à la température extérieure moyenne mensuelle. Notée T_{RM} (pour *running mean*), la température moyenne glissante se définit par :

$$T_{RM} = \alpha \cdot T_{RM-1} + (1 - \alpha) \cdot T_{Moy-1} \quad (1.2)$$

avec :

α , le coefficient de pondération que la norme recommande de prendre égal à 0,8 ;

T_{RM-1} , la température moyenne glissante de la veille ;

T_{Moy-1} , la température moyenne de la veille.

Dans le standard CEN, le modèle adaptatif remplace le modèle rationnel pour les bâtiments tertiaires non climatisés et résidentiels. Les données ont été récoltées dans le cadre du projet européen SCATS (*Smart Controls and Adaptive Thermal comfort*) dans des bâtiments de bureaux climatisés ou non (McCartney, Nicol, 2002). Leur analyse a montré que la relation entre la température de confort et la température extérieure moyenne glissante diffère selon que cette dernière est inférieure ou supérieure à 10°C (cf. Figure 9).

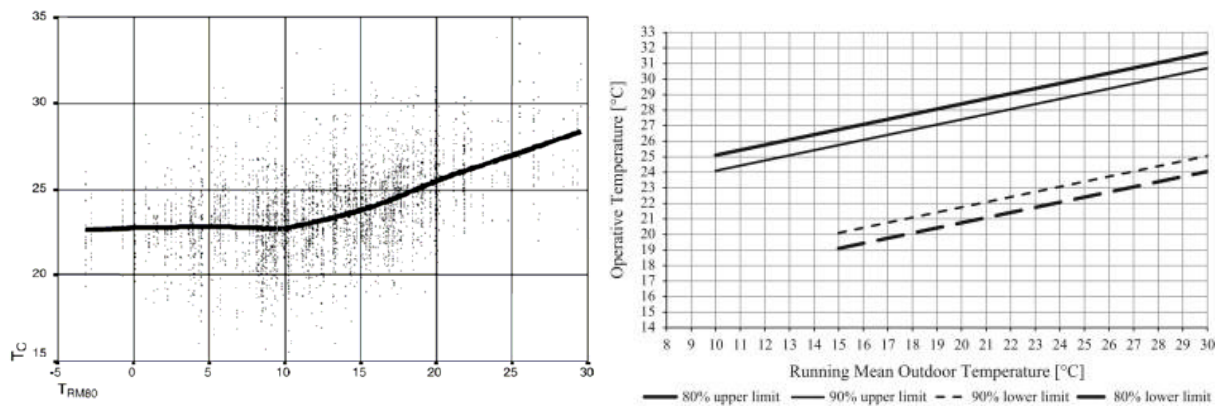


Figure 9 : A gauche: Températures de confort en fonction de T_{RM} , résultats pour l'ensemble de la base de données (McCartney, Nicol, 2002); A droite : zones de confort (CEN, CEEdN., CEN Standard EN 15251, 2007)

La courbe de gauche de la Figure 9 présente deux zones distinctes. Les régressions linéaires correspondant à chacune des zones donnent les fonctions suivantes (CIBSE, 2006) :

$$\begin{aligned} T_{conf} &= 22,6 + 0,05 \cdot T_{ext, RM} & \text{si } T_{ext, RM} \leq 10^{\circ}C \\ T_{conf} &= 21,4 + 0,21 \cdot T_{ext, RM} & \text{si } T_{ext, RM} > 10^{\circ}C \end{aligned} \quad (1.3)$$

A noter qu'une correction à la température opérative maximale peut être apportée dans le cas où un ventilateur est utilisé.

On remarque que les standards ASHRAE et CEN présentent des différences en termes de :

- température extérieure de référence (moyenne mensuelle ou moyenne glissante) ;
- amplitude des variations par rapport à la température optimale acceptables par 90 % des individus (2,5°C ou 3°C) ;
- base de données (les modèles sont établis à partir de données provenant de zones géographiques différentes).

1.3.4.4 Le cas des logements

Si l'approche adaptative prévoit mieux que l'approche rationnelle le confort thermique des occupants des bâtiments de bureau ventilés naturellement, ce doit être le cas à plus forte raison dans les logements. Les habitants y ont en effet encore plus de possibilités en termes d'habillement, d'activités ou d'opportunités d'adaptation.

L'inadaptation du modèle rationnel pour les logements a été mise en avant par Becker et Paciuk (2009) sur la base de mesures en Israël dans 189 appartements en hiver et 205 en été. Ils font état notamment de conditions jugées confortables à des températures substantiellement inférieures à celles prévues par le modèle. Les auteurs remettent aussi en question l'hypothèse de symétrie du niveau de confort autour de la réponse « confortable ». Ils observent en effet qu'une sensation rapportée de froid en été ou de chaud en hiver correspondent à un inconfort moindre que leurs opposés.

Par le suivi (mesures de température et entretiens) de 268 maisons à Leicester (Angleterre) en période estivale, Lomas et Kane (2013) ont constaté que les occupants tolèrent des températures nettement plus faibles que ne le prévoit le modèle adaptatif standard de la norme EN15251 décrit précédemment. Les auteurs relèvent des écarts encore supérieurs avec les prévisions du modèle rationnel.

Peeters et al. (2009) proposent un modèle de confort adaptatif dédié aux logements. Ils distinguent trois types de zones suivant les exigences de confort liées à leurs fonctions : les salles de bain, les chambres et les autres pièces. La température extérieure de référence considérée est celle du standard néerlandais (van der Linden et al., 2006). Elle est donnée au jour j par :

$$T_{ext,ref} = \frac{(T_j + 0,8.T_{j-1} + 0,4.T_{j-2} + 0,2.T_{j-3})}{2,4} \quad (1.4)$$

avec T_j la moyenne arithmétique des températures minimale et maximale du jour j .

Les températures neutres et les plages de confort pour les trois types de zones sont issues de recoupements entre différentes études. Elles reposent dans l'ensemble sur des données peu nombreuses, de l'ordre d'une dizaine d'individus observés.

La température neutre est donnée par :

$$\begin{aligned} T_n &= 0,112.T_{ext,ref} + 22,65 & \text{si } T_{ext,ref} < 11^\circ\text{C} \\ T_n &= 0,306.T_{ext,ref} + 20,32 & \text{si } T_{ext,ref} \geq 11^\circ\text{C} \end{aligned} \quad (1.5)$$

dans les salles de bain (où les exigences en matière de confort sont élevées puisqu'elles doivent convenir à des corps fréquemment nus et/ou mouillés;

$$\begin{aligned} T_n &= 16^\circ\text{C} & \text{si } T_{ext,ref} < 0^\circ\text{C} \\ T_n &= 0,23.T_{ext,ref} + 16 & \text{si } 0^\circ\text{C} \leq T_{ext,ref} < 12,6^\circ\text{C} \\ T_n &= 0,77.T_{ext,ref} + 9,18 & \text{si } 12,8^\circ\text{C} < T_{ext,ref} < 21,8^\circ\text{C} \\ T_n &= 26^\circ\text{C} & \text{si } T_{ext,ref} \geq 21,8^\circ\text{C} \end{aligned} \quad (1.6)$$

dans les chambres ;

$$\begin{aligned} T_n &= 0,06.T_{ext,ref} + 20,4 & \text{si } T_{ext,ref} < 12,5 \text{ } ^\circ\text{C} \\ T_n &= 0,36.T_{ext,ref} + 16,63 & \text{si } T_{ext,ref} \geq 12,5 \text{ } ^\circ\text{C} \end{aligned} \quad (1.7)$$

dans les autres pièces.

Les limites haute et basse de la zone de confort dépendent de la température neutre T_n et de deux scalaires : w qui représente la plage de température correspondant à la zone de confort et a qui intègre une asymétrie de la zone de confort autour de T_n . Les relations sont les suivantes :

$$\begin{aligned} T_{haute} &= \min(26 ; T_n + w.a) \\ T_{basse} &= \max(16 ; T_n - w(1 - a)) \end{aligned} \quad (1.8)$$

pour les salles de bain ;

$$\begin{aligned} T_{haute} &= T_n + w.a \\ T_{basse} &= \max(18 ; T_n - w(1 - a)) \end{aligned} \quad (1.9)$$

pour les chambres et les autres pièces;

avec $w = 5 \text{ } ^\circ\text{C}$ et $a = 0,7$ ou $w = 7 \text{ } ^\circ\text{C}$ et $a = 0,7$ pour des zones de confort correspondant respectivement à des PPD (pourcentage de personnes insatisfaites) de 10 % ou 20 %.

Conclusion sur le confort thermique :

L'état des lieux des connaissances sur le confort thermique fait apparaître que le modèle rationnel est fiable pour les bâtiments à l'ambiance fortement contrôlée tandis que le modèle adaptatif est plus pertinent pour les bâtiments ventilés naturellement. Cependant, même dans le cas circonscrit des modèles adaptatifs destinés aux bâtiments ventilés naturellement, des différences persistent entre les standards ASHRAE et CEN indiquant l'absence de consensus clairement établi. Par ailleurs, les modèles standards rationnels et adaptatifs reposent sur des données de bâtiments de bureaux et leur validité dans le cas des logements semble très incertaine. La littérature fait aussi parfois état de résultats contradictoires (par exemple sur l'importance des critères du confort adaptatif) et, dans l'ensemble, aucun modèle de confort thermique ne s'impose par sa robustesse et la qualité de ses prévisions. De plus, les études sur le confort sont le plus souvent fondées sur des questionnaires. Les résultats sont sujets aux biais inhérents à ce mode de collecte de données. Gauthier et Shipworth (2014), étudiant les réactions à l'inconfort d'hiver, ont relevé des différences marquées entre comportements auto-rapportés par questionnaires et comportements réels observés au moyen de webcams. En résumé, l'état de l'art souligne d'importantes limites des modèles d'évaluation du confort thermique, particulièrement dans le cas des logements.

1.3.5 Conclusion sur le confort

Si nous souhaitons construire notre modèle à partir de l'hypothèse selon laquelle les occupants agissent d'après leur perception du confort, il convient de définir ceux-ci (le confort et la perception) de manière convaincante, c'est-à-dire exhaustive, précise et valide.

Au vu de l'état de l'art effectué sur le confort, cela semble très délicat. En effet, il faudrait exprimer mathématiquement la sensation de confort à partir des différents paramètres essentiels de l'environnement. Cette fonction devrait pondérer plusieurs facteurs correspondant aux différents aspects du confort, de manière à reproduire fidèlement le fonctionnement du corps et de l'esprit humain. Le Saint Graal que constituerait une telle fonction (comportant qui plus est, des paramètres variables pour tenir compte de la diversité des comportements), qu'il s'agirait ensuite de maximiser, n'est pas à notre portée dans le cadre de cette thèse. Même en faisant l'hypothèse que l'aspect thermique prend le pas sur les autres, l'état de l'art sur le confort thermique indique une maturité insuffisante des modèles. Par conséquent, il paraît délicat d'utiliser leurs résultats comme des déterminants des comportements des occupants. En revanche, leur utilisation en sortie, pour fournir des indications sur le confort ou déceler des niveaux d'inconfort manifestes, est envisageable.

Il a été vu également que certains facteurs gouvernant les actions des occupants sont liés aux habitudes ou à la faculté d'agir. Ils rendent un modèle basé uniquement sur le confort, inapte à reproduire la réalité. Nous pensons, par exemple, au fait que les occupants utilisent les leviers d'actions dont ils disposent à l'instant de leur arrivée bien plus que durant les périodes d'occupation intermédiaires, phénomène négligé a priori par un modèle reliant uniquement les actions au confort.

Comme nous l'avions évoqué au paragraphe 1.2.3, il existe deux approches principales pour remplacer la modélisation déterministe de l'occupation au sein d'un outil de simulation des bâtiments. L'état de l'art réalisé sur le confort est essentiel pour choisir la plus adaptée à notre objectif, sachant que le concept de confort joue un rôle primordial dans l'une tandis que l'autre le contourne.

1.4 Différentes approches de la modélisation du comportement des occupants

Trois approches sont utilisées pour modéliser l'occupation dans des bâtiments. L'approche déterministe dans laquelle les actions sont dirigées par des calendriers et/ou par des seuils sur certaines variables, l'approche orientée agent basée sur le confort thermique et l'approche stochastique.

1.4.1 Approche déterministe

La méthode déterministe est la plus répandue parmi les logiciels de Simulation Thermique Dynamique, dont *Pléiades+COMFIE*. L'occupation est modélisée à partir de scénarios définis par l'utilisateur et, parfois, par des réponses déterministes à des stimuli physiques. Les scénarios, fixés pour chaque heure de l'année et pour chaque zone, renseignent les entrées suivantes :

- la présence (nombre d'occupants, associé à une valeur en W) ;
- le chauffage et la climatisation (consigne en °C) ;
- les taux d'occultation des vitrages ;
- les apports internes (liés à l'effet Joule des équipements électriques, en W) ;

La réglementation thermique française (RT 2012) propose un certain nombre de scénarios conventionnels traduisant des comportements « standards » (voir norme ISO 13790¹²). Réalisés à partir d'études statistiques et affinés en fonction des secteurs d'activité (logement, bureau, enseignement, restauration, etc.), ils sont décrits sur une base horaire pour une semaine type, avec prise en compte si

¹² http://www.iso.org/iso/catalogue_detail.htm?csnumber=41974

nécessaire de semaines de vacances. La figure 10 présente quelques exemples de scénarios tirés de la RT 2012¹³.

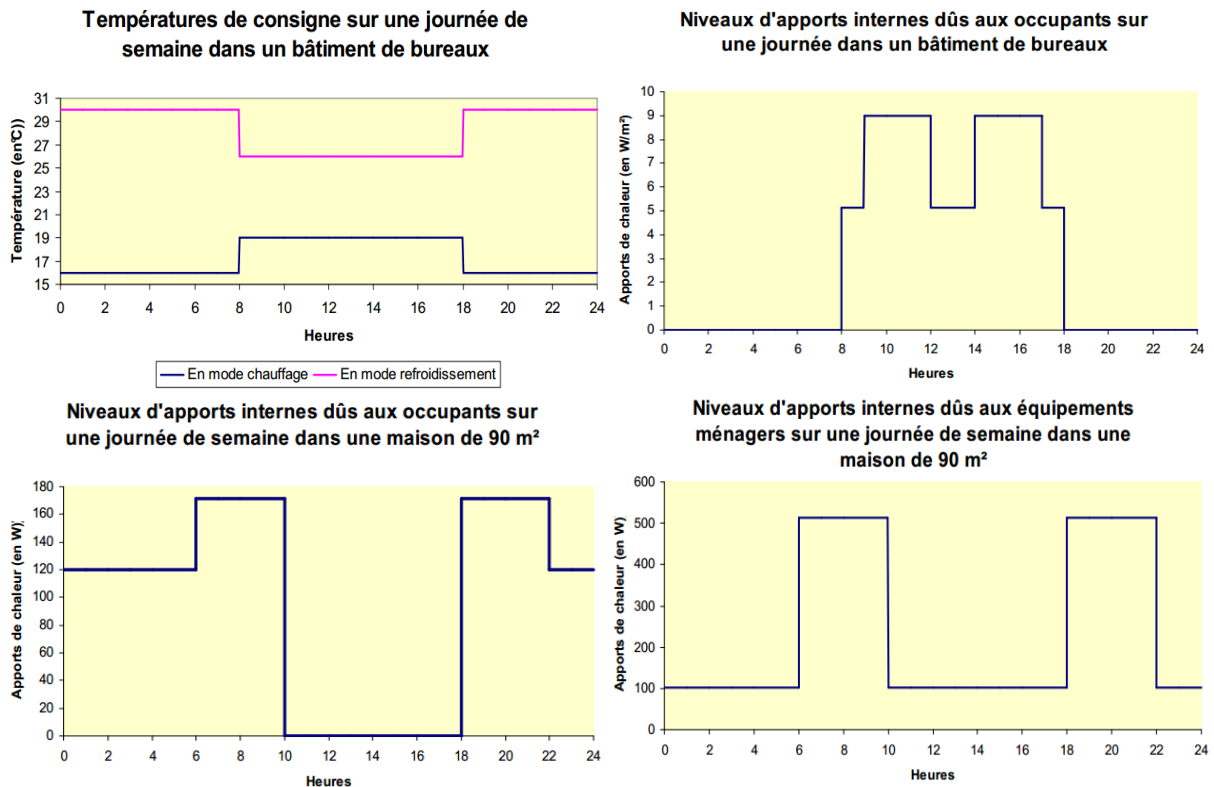


Figure 10 : Exemples de scénarios réglementaires liés à l'occupation, source : Méthode de Calcul Th-BCE 2012

L'utilisateur peut modifier ces scénarios à sa convenance s'il est en mesure d'en définir de plus adaptés à son bâtiment. Quoiqu'il en soit, l'utilisation des scénarios déterministes implique un comportement prédéfini, identique pour tous les occupants. Pour pallier ce manque de réalisme et intégrer une variabilité dans les comportements ainsi qu'une dynamique liée à l'état de l'environnement, la littérature fait état de plusieurs types de modèles. En particulier, les modèles orientés agents basés sur le confort et les modèles stochastiques.

1.4.2 Approche orientée agent basée sur le confort

1.4.2.1 Etat de l'art

L'approche orientée agent est employée dans un large champ de disciplines, pour modéliser des systèmes aux dynamiques complexes composés d'agents autonomes qui interagissent entre eux et avec leur environnement. Une particularité de ces modèles est qu'ils tendent souvent à s'auto-organiser, faisant émerger des structures et des règles qui n'avaient pas été explicitement programmées.

La structure générale d'un modèle orienté agent est résumée sur la Figure 11. Un modèle de ce type comprend, d'après Macal et North (2010) :

- une population d'agents définis par des attributs et des comportements (potentiellement individualisés pour créer de la diversité) ;

¹³http://www.bulletin-officiel.developpement-durable.gouv.fr/fiches/BO201114/met_20110014_0100_0007%20annexe.pdf

Chapitre I : Pourquoi et comment modéliser le comportement des occupants dans la simulation énergétique des bâtiments

- un ensemble de règles définissant les relations et les interactions entre les agents ;
- un environnement avec lequel les agents interagissent.

Un agent est autonome, il est délimité par une frontière, son état à chaque instant détermine son comportement et l'état de l'ensemble des agents caractérise l'état du système. Un agent est aussi social : son comportement est influencé par ses relations avec les autres agents. Dans certains cas, l'agent peut être adaptatif, c'est-à-dire que les protocoles qui régissent son comportement sont modifiés par son expérience. Il peut être également dirigé vers un but à atteindre, auquel cas il doit comparer les effets de ses comportements, pour adopter dans le futur ceux qui le rapprocheront le plus de son objectif. Les agents sont connectés les uns aux autres suivant des topologies qui varient selon les modèles. Le concept de voisinage permet d'identifier les agents susceptibles d'échanger avec l'agent sur lequel on se focalise.

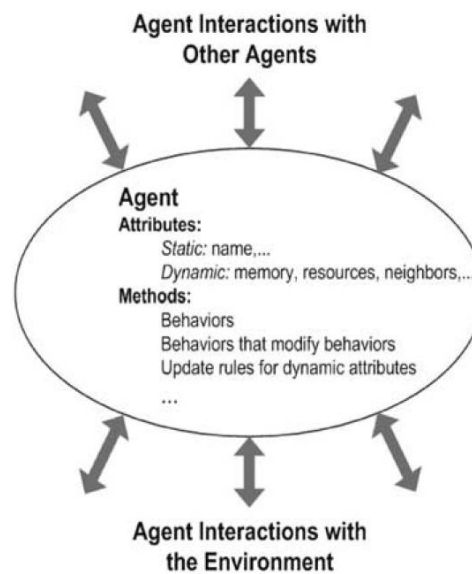


Figure 11 : Agent typique d'un modèle orienté agent (Macal, North, 2010)

Kashif et al. (2011) emploient ce type d'approche pour décrire les occupants des bâtiments du point de vue énergétique. Pour ce faire, ils utilisent le langage BRAHMS (*Business Redesign Agent-Based Holistic Modelling System*) dans lequel sont retranscrits le contexte et les règles de comportement des agents (Sierhuis, Clancey, 1997 ; Clancey et al., 1998). Le contexte est décrit à partir d'une approche 5W1H (5W: *what, when, where, why & who* et 1H: *how*) telle que le proposent Ha et al. (2006). Les règles sont de deux types : celles qui définissent les pensées, les croyances des agents et celles qui régissent leurs actions. L'objectif est de décrire avec précision les usages électriques d'un ménage dans la perspective des *smart grids*¹⁴ ou bien des bâtiments équipés de domotique¹⁵. Ce modèle peut ensuite être couplé à un logiciel de simulation thermique dynamique avec lequel il échange des informations (actions contre données de l'environnement) à chaque pas de temps. Ainsi modélisés, les agents n'agissent pas directement en réaction à l'environnement. Ils en ont une perception, influencée par des caractéristiques

¹⁴ Le *smart grid* est une des dénominations d'un réseau de distribution d'électricité « intelligent », qui utilise des technologies informatiques de manière à optimiser la production, la distribution, la consommation, et à mieux mettre en relation l'offre et la demande entre les producteurs et les consommateurs d'électricité.

¹⁵ La domotique est l'ensemble des techniques de l'électronique de l'automatisme, de l'informatique et des télécommunications intégrées au bâtiment pour contrôler des systèmes (chauffage, volets roulants, porte de garage, portail d'entrée, prises électriques, etc.) en vue d'apporter des fonctions de confort et de gestion d'énergie (optimisation de l'éclairage et du chauffage), de sécurité (alarme) et de communication (commandes à distance, signaux visuels ou sonores, etc.).

qui leur sont propres (physiologiques, psychologiques), puis, en fonction de leurs connaissances et après délibération, ils effectuent une action permettant de répondre à l'objectif qui leur est fixé. Par exemple, un agent va ressentir un inconfort lié à une température élevée ; il va savoir par expérience qu'ouvrir la fenêtre est une action potentiellement intéressante pour répondre à son inconfort ; il va donc souhaiter l'ouvrir, proposer de l'ouvrir à ses voisins et, finalement, si ceux-ci acceptent, il va ouvrir la fenêtre. En conséquence de cette action, l'environnement sera modifié (calcul thermique du logiciel couplé) puis, en fonction de la différence entre le résultat réel et le résultat escompté, les connaissances de l'agent seront mises à jour. Ce modèle est séduisant car il semble reproduire la réalité des comportements humains, en prenant en compte les phénomènes de perception, de mémoire, de logique et de délibération. Cependant, les fonctions qui relient l'environnement à l'état psychologique des agents ne sont pas explicitées. Ainsi, il n'est pas défini précisément ce que signifie le fait qu'un occupant « a chaud », ni à partir de quel moment on considère qu'il a chaud au point de souhaiter réagir par une action sur son environnement.

Bonte et al. (2013 ; 2012) emploient une approche qui présente des similitudes avec celle présentée ci-dessus. Ils utilisent une modélisation par des réseaux de neurones pour permettre aux agents de reproduire les comportements efficaces en vue d'assurer leur confort. Après une phase d'apprentissage, les agents connaissent les actions susceptibles d'augmenter leur confort dans les différentes conditions d'environnement possibles.

Lee et Malkawi (2014) proposent un modèle orienté agent pour les bâtiments de bureau basé sur le modèle rationnel du confort thermique. Sont intégrés un processus « perception, réflexion (appel aux connaissances), action » et un processus de mise à jour des connaissances suite à l'analyse des résultats des actions. Les agents peuvent modifier leur niveau d'activité ou leur habillement, agir sur les occultations, utiliser un ventilateur ou ouvrir les fenêtres ou les portes. Le modèle comprend un nombre conséquent de paramètres dont les valeurs sont fixées par hypothèse et pour lesquels les auteurs proposent des méthodes de calibrage (enquêtes ou mesures).

Moujalled (2007) a développé un modèle de comportement adaptatif, couplé au logiciel de STD TRNSYS, dans lequel la gestion des fenêtres, des stores, de l'éclairage, des consignes de température et de la vêtue est commandée par deux facteurs : l'écart entre le confort actuel et le confort espéré et l'effet attendu de l'action.

D'autres modèles orientés agents basés sur le confort existent dans la littérature mais ces quelques références suffisent à décrire les grandes lignes de l'approche et à en souligner les limites actuelles.

1.4.2.2 Limites de l'approche

Les modèles orientés agents rencontrés présentent des aspects très intéressants tels que la mémorisation, la dynamique du groupe ou la distinction entre l'état physique et l'état psychologique des agents. Cependant, ils partagent un certain nombre de faiblesses.

Tout d'abord, les limites des connaissances sur le confort se font ressentir. Dans les modèles présentés ci-dessus, il est explicité ou sous-entendu que les agents cherchent à assurer leur confort (et parfois à réaliser des économies d'énergie). Selon Lee et Malkawi (2014), « le but d'un modèle orienté agent est de reproduire un occupant du monde réel : un agent autonome interagissant avec son environnement et avec les autres agents, qui détermine son comportement sur la base de son niveau de confort thermique ». L'ensemble de la méthodologie (avec tous ses attraits précédemment évoqués)

repose sur cette affirmation qui est en fait très contestable. Par exemple, pour faire le lien avec le modèle de confort, Lee et Malkawi relient la manipulation des dispositifs d'occultation à la température radiative alors que ces actions sont entreprises essentiellement pour des raisons de confort visuel (cf. 1.3.2). L'intégration d'autres aspects du confort nécessiterait d'établir une délicate hiérarchisation (cf. 1.3.5).

Les travaux publiés actuellement ne proposent pas de validation et leur degré de réalisme n'est pas évalué. Sont-ils capables de prédire le moment auquel les occupants vont agir, prédisent-ils correctement le type et le nombre d'actions opérées réellement par les occupants d'un bâtiment ? Il est en effet possible qu'ils engendrent des actions trop fréquentes afin de maintenir en permanence un état optimal de confort thermique alors qu'en pratique le fait d'agir possède son propre coût. La question du seuil de déclenchement de l'action par rapport au niveau de confort n'est pas résolue. Considère-t-on qu'une action est entreprise à la frontière de la zone de confort thermique ? Quelle zone considère-t-on alors, quel modèle de confort, quel niveau de PPD ?

Par rapport à notre objectif d'évaluation des incertitudes liées à l'occupation, les modèles comprenant des fonctions d'objectif ont aussi l'inconvénient de lisser les comportements et d'en réduire la diversité. En un sens, ils produisent des comportements idéaux du point de vue thermique. Ainsi, l'agent de Lee et Malkawi (2014) choisit « le comportement optimal pour atteindre son but », à savoir la maximisation de son confort thermique et la minimisation des consommations énergétiques. Supposer que ces deux objectifs dictent les comportements dans la réalité est de notre point de vue une hypothèse insuffisamment justifiée conduisant à un excès de rationalité. Cette tendance est illustrée par exemple dans les résultats de simulation obtenus par Moujalled (2007) qui font état d'une diminution des consommations énergétiques du bâtiment lorsque le modèle de comportement est utilisé. Notre étude a pour origine la constatation de consommations énergétiques mesurées supérieures à celles prévues par la simulation. Ainsi, modéliser le comportement des occupants comme étant parfaitement rationnel du point de vue du confort thermique peut conduire à s'éloigner encore plus de la réalité. En revanche, cela permet d'évaluer la performance optimale potentiellement atteignable par un bâtiment si les occupants sont attentifs à leurs comportements énergétiques. En ce qui nous concerne, nous ne voulons surtout pas exclure des comportements irrationnels, ou tout du moins relevant d'une logique autre que le confort thermique (par exemple, certaines personnes ont pour habitude d'ouvrir longuement leur fenêtre le matin, voire de la maintenir ouverte lorsqu'ils quittent leur logement, y compris en période de chauffe), et le modèle doit être capable de les reproduire.

Le haut degré de précision sur les aspects sociaux et psychologiques des agents est peut être superflu dans notre cas étant données les incertitudes existant par ailleurs (notamment sur les fonctions motrices des actions). Il est probable que les lacunes dans nos connaissances sur les aspects sociaux, psychologiques ou cognitifs soient sources d'erreurs supplémentaires, ou que leur prise en compte n'apporte pas d'amélioration sur la qualité des résultats.

En résumé, l'état de l'art sur le confort indique qu'une fonction unique définissant les objectifs des occupants en la matière n'est pas identifiée à l'heure actuelle. Définir plusieurs critères de confort (thermique, visuel, QAI, etc.) exige de les hiérarchiser pour gérer les contradictions ou d'adopter une logique multicritère par définition subjective. La solution généralement privilégiée consiste à ne considérer que le confort thermique, ce qui constitue une hypothèse forte souvent insuffisamment remarquée. En admettant que le confort constitue effectivement le moteur principal des actions, les actions adaptatives doivent ensuite être liées au modèle de confort thermique. Cela nécessite de

nouvelles hypothèses qui risquent de nous faire pécher par excès de rationalité. L'ensemble de ce processus induit un niveau de confiance insuffisant sur le réalisme des comportements prédits.

La modélisation orientée agent basée sur le confort n'est donc pas adéquate (tout du moins à brève échéance) pour répondre aux objectifs de cette thèse, à savoir :

- améliorer la qualité de prévision de la simulation en intégrant les interactions des occupants avec le bâtiment ;
- intégrer de la diversité dans ces comportements ;
- évaluer la sensibilité et les incertitudes de la consommation prédite imputables à l'occupation.

Si les comportements réels des occupants sont délicats à déterminer à partir de la notion de confort, c'est notamment en raison de leur caractère fortement aléatoire. L'observation révèle que dans certaines circonstances un individu va ressentir un inconfort et réaliser une action tandis qu'un autre ressentira l'inconfort mais n'agira pas, et qu'un troisième jugera son environnement confortable ou bien encore réalisera une action différente. De plus, dans des circonstances apparemment identiques, le même individu ne va pas toujours adopter le même comportement. D'après Nicol (2001), « l'utilisation de contrôles est clairement influencée par des conditions physiques mais leur usage tend à être gouverné par une relation stochastique plutôt que précise ».

1.4.3 L'approche stochastique basée sur des analyses statistiques

1.4.3.1 Principe général

Nicol et Humphreys (2004) suggèrent que les comportements des occupants correspondent à des processus stochastiques et non déterministes : « il n'y a pas une température précise à laquelle tout le monde ouvre sa fenêtre, mais plus la température est élevée, plus la probabilité que la fenêtre soit ouverte est forte ».

Cette phrase retranscrit l'esprit de l'approche stochastique¹⁶ : il s'agit d'observer la réalité et de la reproduire sans expliciter les relations de cause à effet entre les différents phénomènes (contrairement à l'approche précédente dans laquelle les agents ont des objectifs). A partir des observations, des probabilités sont calculées qui permettent au modèle, pour une entrée donnée, de fournir non pas une sortie toujours identique comme dans le cas d'un modèle déterministe, mais une distribution de probabilités de la sortie. Le principal obstacle à l'élaboration d'un modèle stochastique est qu'il doit reposer sur des données représentatives (donc nombreuses) afin que les probabilités qui en sont issues puissent être généralisées. L'état de l'art de la modélisation stochastique des comportements, qui nous a convaincu d'opter pour cette approche, n'est pas présenté ici car la lecture en serait fastidieuse. Il est réparti entre les chapitres traitant des différents aspects des modèles (présence, activité aux chapitres 2 et 3, actions adaptatives et choix des consignes de chauffage au chapitre 4, utilisation des appareils électriques et consommations d'eau au chapitre 5).

Les modèles stochastiques de comportement sont généralement établis à partir de campagnes de mesures au cours desquelles les états des contrôles étudiés (par exemple l'état ouvert ou fermé d'une

¹⁶ Le terme « stochastique » est préféré à celui de « probabiliste », la (subtile) différence étant qu'un processus probabiliste définit plutôt un état déterministe à partir de sa probabilité d'occurrence tandis qu'un processus stochastique comprend une séquence d'étapes probabilistes (ce qui correspond aux types de modèles présentés par la suite, notamment les modèles de Markov).

fenêtre ou la position d'un dispositif d'occultation) sont enregistrés en même temps que des données permettant de décrire l'environnement (températures intérieures et extérieures, rayonnement, etc.). Suivant une approche statistique brute (bien qu'aiguillée par une connaissance préalable du sujet) le lien entre les variables explicatives et la variable d'intérêt est analysé et le modèle est construit sur la base des relations significatives décelées. Cette méthode présente divers avantages.

- N'étant pas basée sur des questionnaires mais sur des mesures, elle est exempte de biais (en dehors des a priori des chercheurs lorsqu'ils établissent les protocoles expérimentaux et définissent les variables à mesurer).
- Les relations issues de l'analyse statistique saisissent tout un ensemble de phénomènes cachés dont la modélisation explicite est délicate. Ainsi le confort sous ses différents aspects apparaît dans les modèles stochastiques comme un moteur des comportements, mais de manière indirecte. La chaîne conduisant de l'état de l'environnement à l'action entreprise en passant par la perception et l'évaluation du désir d'agir à partir des croyances, est en fait concentrée dans la fonction qui exprime la probabilité d'action en fonction des variables de l'environnement.
- Contrairement aux modèles orientés agents basés sur le confort dont le développement parfois vise plus à démontrer la faisabilité d'une méthodologie qu'à obtenir des prévisions fiables, les modèles statistiques ne valent que par leur capacité à reproduire la réalité. Par conséquent, ils sont le plus souvent accompagnés de précieuses évaluations de la qualité de leur prédiction.

Remarque : La littérature présente une certaine confusion sémantique à propos des termes « agent » et « modèle agent ». Au sens où nous l'entendons, un modèle orienté agent comprend nécessairement des règles d'interactions entre agents. Les fonctions d'objectifs et la capacité d'apprentissage constituent une caractéristique forte d'un grand nombre de modèles agents rencontrés. Ils constituent selon nous un élément essentiel de la « philosophie » des modèles orientés agents, mais il semble qu'ils ne soient pas indispensables pour justifier l'appellation. Les modèles stochastiques de la littérature sont souvent dits « agents » ou « multi-agents » bien qu'ils ne remplissent aucune de ces conditions. En particulier, les individus modélisés sont totalement indépendants les uns des autres (ce qui est le cas dans les modèles que nous avons adaptés ou développés) même si l'ajout d'interactions entre les agents est parfois évoqué en perspective. Dans la suite de ce manuscrit, lorsque le terme agent est employé, il doit être entendu comme un strict synonyme d'« individu ».

Les modèles décrits par la suite présentent des similitudes dans leur construction : ils sont en temps discret et reposent fréquemment sur l'utilisation de chaînes de Markov, de modèles logit et de la méthode de la transformée inverse. Ces éléments employés de manière récurrente sont présentés ci-dessous.

1.4.3.2 Chaînes de Markov

Les chaînes de Markov sont utilisées pour caractériser des probabilités de transition, par exemple : absence -> présence, éteint -> allumé ou ouvert -> fermé.

Une chaîne de Markov du 1^{er} ordre est une série chronologique qui vérifie les conditions de Markov selon lesquelles l'état à l'instant t dépend uniquement de l'état à l'instant $t-1$ (l'état futur n'est pas nécessairement indépendant du passé mais toute l'information nécessaire pour prévoir l'état futur est

contenue dans le pas de temps présent). Si l'on considère Ω comme l'ensemble des états possibles de la variable X et $t \in \{0, 1, \dots, N\}$ un instant en temps discret, alors $\{X_t\}$ est une chaîne de Markov si :

$$\forall k \text{ tel que } t + k < N \text{ et } \forall A \in \Omega, \mathbb{P}(X_{t+k} \in A / X_0, X_1, \dots, X_t) = \mathbb{P}(X_{t+k} \in A / X_t) \quad (1.1)$$

Ainsi une chaîne de Markov avec M états est complètement caractérisée à un instant t par une matrice de probabilités de transition :

$$T_{ij}(t) = \mathbb{P}(X_{t+1} = j / X_t = i), i, j \in \{1, \dots, M\} \quad (1.2)$$

Chaque ligne de cette matrice contient la distribution des transitions depuis un état de la chaîne de Markov. La somme des termes d'une ligne est donc égale à 1.

$$\forall i \in \{1, \dots, M\}, \sum_{j=1}^M T_{ij}(t) = 1 \quad (1.3)$$

Dans le cas d'un système binaire, il suffit donc de connaître deux probabilités de transition (par exemple T_{00} et T_{11}) pour décrire l'ensemble du système. La chaîne de Markov est dite homogène si les probabilités de transitions sont constantes dans le temps et inhomogène dans le cas contraire.

Le processus stochastique consiste à générer à chaque pas de temps un nombre aléatoire suivant une loi uniforme sur $[0, 1]$. Si la probabilité de changement d'état est supérieure à ce nombre l'état est modifié, sinon il reste inchangé. Cette méthode est souvent nommée « Chaîne de Markov Monte-Carlo » ou MCMC (pour *Markov Chain Monte-Carlo*).

1.4.3.3 Modèle logit

Le modèle linéaire généralisé utilisant le lien logit propose d'exprimer la fonction logit d'une variable $p \in]0, 1[$ par une fonction linéaire de variables explicatives x_n :

$$\text{logit}(p) = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = a + \sum b_n \cdot x_n \Leftrightarrow p = \frac{\exp(a + \sum b_n \cdot x_n)}{1 + \exp(a + \sum b_n \cdot x_n)} \quad (1.4)$$

Avec : a , l'interception ; b_n les coefficients de régression ; x_n les variables explicatives.

Au lieu d'être estimés par la méthode des moindres carrés (comme cela est fait usuellement pour les régressions linéaires simples), les coefficients de régression sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance qui exige moins de points de mesures. Dans les modèles présentés par la suite, la variable p représentera une probabilité de transition d'une chaîne de Markov. Les chaînes de Markov dont les probabilités de transition sont décrites par des modèles logit sont notamment adaptées pour prédire certaines actions des occupants. L'application du modèle logit à une probabilité d'action est intuitivement pertinente comme l'illustre la Figure 12. La proportion de fenêtres ouvertes en fonction de la température intérieure, par exemple, est quasiment nulle lorsque la température est faible puis augmente autour d'un seuil qui constitue un début d'inconfort pour devenir pratiquement égale à un lorsque la température est très élevée. On peut observer que l'expression de la proportion de fenêtres ouvertes en fonction de la température intérieure obtenue par une régression logistique est en bonne adéquation avec les mesures. Cet exemple souligne le fait que les mécanismes d'adaptation ne sont pas absents des modèles stochastiques construits à partir de mesures. Ils ne sont pas explicités mais sont cachés à l'intérieur des relations obtenues au moyen de régressions statistiques.

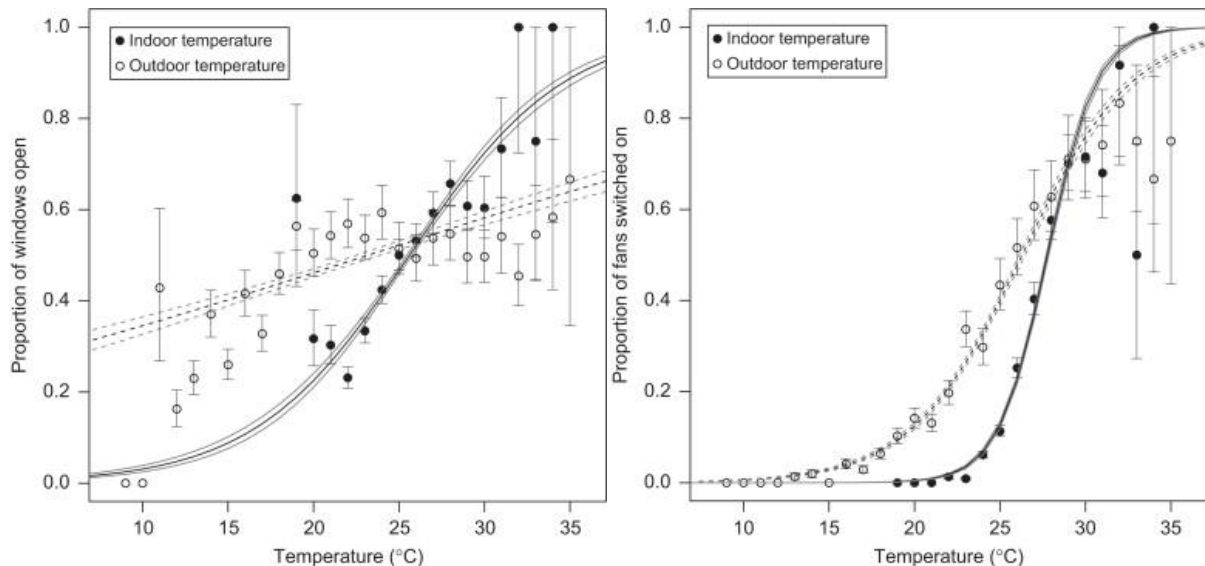


Figure 12: Résultats de régressions logistiques tirés de (Haldi, Robinson, 2008) pour l'ouverture des fenêtres et l'usage d'un ventilateur en fonction des températures intérieure et extérieure

1.4.3.4 Méthode de la Transformée Inverse (MTI)

La méthode de la Transformée Inverse permet de tirer aléatoirement une valeur d'une variable dont on connaît la distribution de probabilité (PDF pour *Probability Density Function*). A partir de la PDF ($PDFV(x) = \text{Probabilité}(V = x)$), on construit la fonction de densité cumulée (CDF pour *Cumulative Distribution Function*) définie par $CDFV(x) = \text{Probabilité}(V \leq x)$. Si la PDF est continue et strictement positive sur son intervalle de définition alors la CDF décrit une bijection de cet intervalle sur $[0, 1]$. En générant un nombre aléatoire u suivant une loi uniforme sur $[0, 1]$ et en prenant son antécédent par la CDF de la variable V , on tire une valeur de V avec la probabilité correspondant à sa distribution de probabilité. Dans l'exemple ci-dessous, on tire aléatoirement la valeur $u = 0,88$ ce qui correspond à $V = 62$. La méthode est transposable avec une distribution discrète.

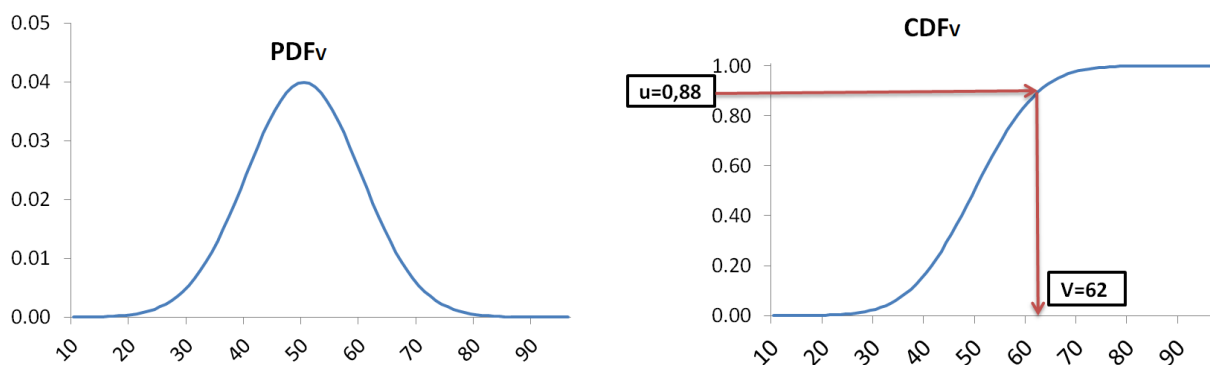


Figure 13: Illustration de la Méthode de la Transformée Inverse

1.4.3.5 Sur la diversité des occupants

Les modèles stochastiques sont issus de régressions statistiques, que les données proviennent de bâtiments instrumentés ou d'enquêtes d'emploi du temps. Ils ont par conséquent tendance à reproduire des comportements moyens et à lisser la variabilité qui existe dans la réalité entre les différents individus.

Parys et al. (2011), font état de trois méthodes possibles pour reproduire de la diversité entre individus dans les modèles stochastiques :

- La création d'un ensemble d'agents reproduisant l'échantillon observé. Les données ne sont pas agrégées et les régressions sont réalisées individu par individu, chacun ayant alors ses propres valeurs de a et b_n . On tire ensuite au hasard l'échantillon d'agents nécessaires parmi l'ensemble disponible.

Cette méthode nécessite une base de données importante transversalement (suffisamment d'individus pour que l'échantillon soit représentatif) et longitudinalement (suffisamment de données pour chacun des individus afin de modéliser leurs comportements propres). Haldi et Robinson (2010a) ont utilisé cette méthode avec des données très solides longitudinalement (sept années de mesures avec une résolution de dix minutes) mais limitées transversalement (une dizaine d'individus).

- Le calcul des moyennes et écarts-types des coefficients a et b_n entre individus (Haldi, 2013). Au lieu de choisir parmi les individus observés, de nouveaux agents peuvent alors être générés avec leurs propres coefficients a et b_n , tirés aléatoirement suivant une loi supposée normale.

Comme la précédente, cette méthode nécessite une base de données suffisante au départ pour que les moyennes et écarts-types calculés soient réalistes. Les paramètres de régression sont implicitement supposés indépendants alors que, pour un individu et un type d'action donnés (par ex : l'ouverture des fenêtres), les paramètres b_n des n variables explicatives sont potentiellement tous corrélés.

- La division des occupants en deux catégories « actifs » (réagissant plus vite aux stimuli) et « passifs » représentatives. Cette méthode, proposée par Reinhart (2004) est également adoptée par Parys et al. (2011) qui fondent les deux catégories sur les quartiles de la population observée.

La seconde méthode est celle qui permet de générer le plus de diversité, avec un nombre potentiellement infini d'agents aux caractéristiques uniques. Cependant, étant donnée la petite taille des échantillons sur lesquels reposent les modèles à l'heure actuelle, la troisième méthode, plus agrégée, sera préférée dans cette thèse. Elle sera détaillée au chapitre 4.

1.4.3.6 Retour sur le confort

Bien qu'il n'occupe pas une place centrale suivant l'approche retenue, le confort intervient à plusieurs titres dans le modèle développé. Nous résumons ici de quelle manière.

La QAI n'est pas intégrée dans les modèles implémentés. La complexité et le rallongement considérable des temps de calcul (modèles CFD) que cela impliquerait ne se justifie pas, d'autant que le rôle joué par la qualité de l'air dans le choix d'action d'un occupant n'a jamais été caractérisé. Plus simplement, l'attrait des occupants pour l'air frais sera pris en compte par des probabilités d'ouverture des fenêtres plus élevées dans la période suivant leur arrivée dans la zone, ce qui correspond aux observations de Herkel et al. (2006) et Haldi (2010).

Le confort visuel est un moteur essentiel des actions des occupants sur les dispositifs d'occultation et d'éclairage artificiel. Il sera intégré de manière implicite au travers des modèles stochastiques ayant pour entrée des conditions d'éclairage, de la même manière que le confort thermique est intégré dans les modèles d'ouverture de fenêtres basés sur des températures intérieures et extérieures.

Le confort acoustique sera pris en compte à travers un paramètre, basé sur les trois classes d'exposition au bruit de la réglementation (BR1, BR2 et BR3), qui influera sur les probabilités d'ouverture et de fermeture des fenêtres.

Enfin, le confort thermique, comme cela était évoqué précédemment, a un rôle sur la gestion des fenêtres. Il sera également pris en compte à travers un modèle de choix des températures de consigne dans les logements (dans lesquels les occupants ont souvent la maîtrise des équipements de chauffage contrairement aux bâtiments de bureaux, aux écoles etc.).

1.4.4 Modélisation proposée

L'architecture de la modélisation est représentée sur la Figure 14. Elle est rapidement décrite ici pour permettre au lecteur d'en avoir une vision d'ensemble avant de se plonger dans les détails de ses composantes au cours des chapitres suivants.

L'ensemble des modèles d'occupation est regroupé au sein d'un module couplé au modèle de bâtiment (*COMFIE*). L'interface utilisateur (*Pléiades*) a été adaptée afin de permettre la saisie d'informations utiles au module¹⁷. Certaines informations sont obligatoires comme le type de zone (« logement », « bureaux » ou « autre »). D'autres, comme le nombre d'occupants, les caractéristiques individuelles dans le cas des logements, les types d'horaires dans le cas des bureaux ou encore les caractéristiques des appareils électriques, sont facultatives. Si elles ne sont pas renseignées, elles sont déterminées par des procédures probabilistes ne nécessitant aucune entrée. Une partie des modèles constitue un pré-process qui s'exécute avant la simulation thermique¹⁸, lui fournissant des entrées qui remplacent les scénarios déterministes classiques. Le sous-modèle dédié à la gestion des fenêtres ne peut pas être intégré au pré-process puisqu'il nécessite d'échanger des données à chaque pas de temps avec le cœur de calcul thermique.

¹⁷ Une description de l'outil *Pléiades+COMFIE* et notamment du cœur de calcul (*COMFIE*) est donnée en annexe 1.

¹⁸ Le pré-process peut être utilisé indépendamment de la simulation thermique, par exemple si on souhaite se focaliser uniquement sur les aspects relatifs à l'électricité spécifique.

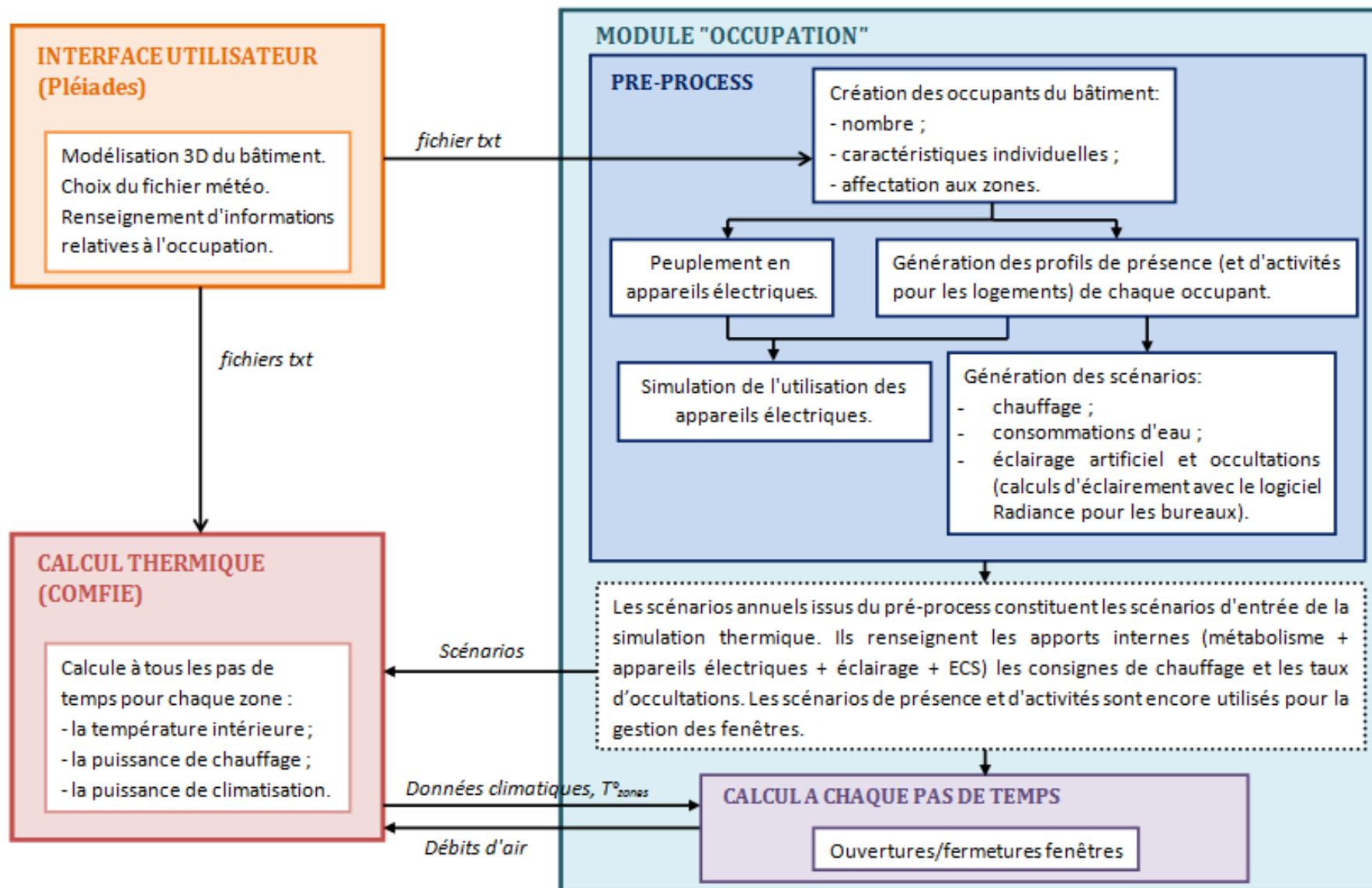


Figure 14 : Schéma d'ensemble du modèle de comportement des occupants couplé à l'outil de STD

Un des objectifs principaux de la modélisation proposée est de permettre l'obtention, en sortie de la simulation, des distributions des consommations énergétiques du bâtiment (chauffage, rafraîchissement, électricité domestique), au lieu de valeurs uniques obtenues sous l'hypothèse d'un scénario d'occupation déterminé¹⁹.

La méthode retenue est la méthode de Monte-Carlo²⁰, entendue au sens large, consistant tout simplement à réaliser des séries de simulations. A partir des mêmes entrées issues de l'interface, les nombreux processus stochastiques contenus dans le modèle d'ensemble assurent l'unicité de chaque simulation²¹. Deux exécutions successives génèrent des scénarios et des actions différentes, conduisant à des consommations énergétiques et des niveaux de confort différents. Un logement, par exemple, pourra être habité au cours de la première exécution par une famille nombreuse abondamment équipée en appareils électroménagers et audiovisuels puis, au cours de la seconde exécution, par un individu seul faiblement équipé. Au cours des simulations, les individus de la première famille pourront être peu actifs vis-à-vis des fenêtres et des stores tandis que le second habitant sera particulièrement actif. En répétant l'exécution de l'ensemble « pré-process + STD » un certain nombre de fois (l'ordre de grandeur est d'un millier, cf. chapitre 6), on obtient alors la distribution des consommations pour ce logement. Cette approche est schématisée sur la Figure 15.

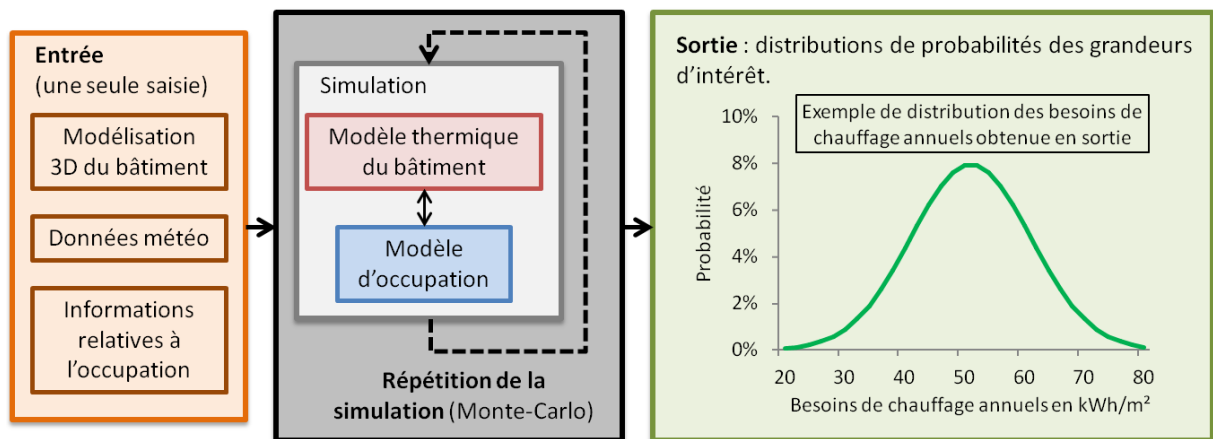


Figure 15 : Méthodologie pour l'obtention des distributions de probabilités des sorties

¹⁹ A terme l'objectif est de proposer cette fonctionnalité à l'ensemble des utilisateurs de l'outil sous une forme facilement abordable et ergonomique.

²⁰ En mathématiques, on appelle méthodes de Monte-Carlo les techniques permettant d'évaluer une quantité à l'aide de tirages aléatoires. C'est de cette idée de recours au hasard que vient la dénomination « Monte-Carlo », par allusion au célèbre quartier de Monaco réputé pour son casino... Dans notre cas la méthode est employée pour évaluer l'espérance de la sortie (par exemple les besoins annuels de chauffage) mais l'ensemble des points de sortie obtenus nous intéressent en ce qu'ils fournissent un écart-type et un intervalle d'incertitude.

²¹ Il est théoriquement possible mais extrêmement peu probable que deux simulations soient rigoureusement identiques. En ne considérant que le modèle d'ouverture de fenêtre, un processus MCMC est réalisé à chaque pas de temps (soit plus de 52000 tirages aléatoires pour une simulation d'une année avec une résolution de 10 minutes) pour chaque zone du bâtiment.

Conclusion du chapitre

L'approche consistant à modéliser le comportement des occupants à partir d'une modélisation du confort a été écartée pour plusieurs raisons. Tout d'abord, différents éléments constitutifs du confort peuvent être contradictoires et, étant donnée la complexité du phénomène, seul l'aspect thermique est généralement pris en compte dans la littérature. Or, le confort thermique est toujours sujet à d'importantes incertitudes. Les approches analytique et adaptative se font face, la première fournissant de meilleures prévisions dans le cas de bâtiments à l'ambiance fortement contrôlée, tandis que la seconde apparaît plus précise pour les bâtiments ventilés naturellement. De plus, dans la mesure où ces deux méthodes ont été développées pour les bâtiments de bureaux, leur transposition aux logements soulève des difficultés. Par ailleurs, les liens permettant de passer d'un niveau d'inconfort au déclenchement d'une action sont construits suivant des hypothèses, mais les procédures de validation sont manquantes. En outre, dans les modèles basés sur le confort, les occupants réalisent systématiquement la même action lorsqu'ils sont dans une situation identique, et ne prennent aucune décision irrationnelle du point de vue de la thermique du bâtiment. Pour l'ensemble de ces raisons, notre choix s'est porté sur les modèles stochastiques qui « se contentent » de reproduire des observations par l'intermédiaire de lois de probabilités. Les phénomènes de perception, d'apprentissage ou de délibération entre individus ne sont pas explicités mais saisis implicitement dans les relations entre variables issues de l'analyse statistique. Ce type de modèle semble, à l'heure actuelle, plus robuste et plus mûr. Des outils théoriques et des méthodes utilisées de manière récurrente dans les modèles stochastiques ont été présentés. Enfin, la structure d'ensemble du modèle d'occupation proposé a été exposée. Elle est composée de plusieurs sous-modèles dont une partie constitue un pré-process indépendant qui peut être vu comme un « générateur de scénarios » pour la simulation thermique.

Chapitre 2 : Modélisation de la présence dans les bâtiments de bureaux

Résumé du chapitre:

L'inadéquation entre les profils réels de présence sur les lieux de travail et les scénarios déterministes conventionnels sensés les représenter est mise en évidence au cours d'une introduction sur les horaires de travail.

Suit un état de l'art des modèles stochastiques de présence pour les bâtiments de bureaux qui souligne l'intérêt du modèle développé par Page et al. (2008) basé sur des chaînes de Markov inhomogènes. Cependant, ce modèle ayant été calibré sur un nombre réduit de bureaux d'un même bâtiment, il n'est pas représentatif de l'ensemble des horaires de travail de bureau. La trame du modèle a donc été reprise et généralisée grâce à une typologie d'horaires de travail réalisée par appariement optimal (clustering), sur la base d'une Enquête Emploi du Temps de l'Insee, par des sociologues Lesnard (2006). Cinq catégories d'horaires ont été extraites afin de former une typologie réduite, représentative uniquement du travail de bureau. Les catégories sont caractérisées par des heures moyennes d'arrivée en début de journée et de départ en fin de journée, par leur représentativité (leur part de l'ensemble en %) et par les catégories socioprofessionnelles associées. Il est alors possible de choisir un type d'horaires ou une combinaison de types d'horaires adaptés à chaque bâtiment de bureau simulé.

La densité d'occupation de chaque zone du bâtiment peut être sélectionnée par l'utilisateur parmi des valeurs suggérées, ou déterminée par un processus stochastique en fonction de données statistiques.

La problématique des longues absences, pour laquelle la littérature n'apporte pas de réponse satisfaisante, a été traitée par l'ajout d'un modèle calibré grâce à des données de l'Enquête Vacances 2004 (Insee) et des statistiques de la Caisse Primaire de l'Assurance Maladie.

Le modèle permet d'élaborer des scénarios réalistes des heures de départ et d'arrivée ainsi que des allées et venues au cours d'une journée. Les profils générés sont associés à des apports internes dus au métabolisme et serviront d'entrée pour les modèles suivants, dédiés aux actions sur les fenêtres, les stores, l'éclairage, les appareils de bureautique et les consignes de chauffage (chapters 4 et 5). Des différences non négligeables avec les modèles déterministes réglementaires sont mises en lumière, qu'il s'agisse des horaires ou du nombre de jours de présence effective sur le lieu de travail.

2.1 Introduction : diversité et évolution des horaires de travail

Les temps de travail n'ont pas toujours eu des formats réguliers. Evoluant à l'aune de l'organisation économique, ils connurent une longue période de « normalisation » avant de tendre récemment vers davantage de flexibilité (Ernst Stähli, 2003). Jusqu'à l'avènement de l'industrialisation, les moments de travail étaient seulement déterminés par les cycles naturels et, dans une moindre mesure par les us religieux : « *Jamais s'écria Frère Jean, je ne m'assujettis à heures. Les heures sont faites pour l'homme et non l'homme pour les heures* » (Rabelais, 1534).

Le développement technique transforma ensuite la perception du temps. De moins en moins réduit aux cycles journaliers et saisonniers, le temps fut mesuré avec une précision croissante. C'est au cours des XVII^{ème} et XVIII^{ème} siècles qu'il devint une mesure du travail et une ressource à exploiter. A cette période apparurent les fabriques dont le fonctionnement reposait sur un mode nouveau, la division du travail, qui exigeait une synchronisation et donc une présence simultanée des travailleurs. La révolution industrielle du XIX^{ème} siècle généralisa la discipline des horaires. Désormais, horloges et sonneries marquèrent le début et la fin des temps de travail, ponctualité et régularité furent exigées par l'organisation de la production et inculquées par l'école en pleine extension.

Au début du XX^{ème} siècle, les principes du taylorisme et la généralisation des chaînes de montage tendirent à spécialiser les tâches à l'extrême. Le travail humain fusionna pour ainsi dire avec la machine. Il fut décortiqué et recomposé en séquences de gestes répétitifs chronométrés, de manière à maximiser la productivité à temps de travail identiques, ce qui s'accompagna également d'augmentations de salaires. Cette période fut aussi celle de la stabilisation des temps de travail autour de ce qu'il est coutume de nommer le compromis fordiste : salaires croissants et temps de loisirs permirent aux salariés d'être les consommateurs de ce qu'ils produisaient dans un cercle vertueux économique. Au fil des conflits sociaux, journée de 10h, week-end de deux jours, congés payés et avancement de l'âge de la retraite entraînèrent la diminution du temps global travaillé à l'échelle d'une vie. Ils participèrent à la normalisation du temps de travail, laquelle atteignit un maximum dans les années 1950-1960 avant que la tendance ne s'inverse.

Plusieurs forces furent à l'origine de ce revirement. A partir des années 1960-1970, certains Etats commencèrent à encourager l'étalement des horaires de travail pour limiter les embouteillages et répartir la fréquentation des lieux de services. La globalisation des marchés dans les années 1970-1980 généra une pression sur les coûts à laquelle les entreprises répondirent par des investissements massifs dans des machines. L'optimisation de la rentabilité passait par leur fonctionnement en continu ce qui conduisit au travail en équipe (type trois-huit), au travail de nuit et au travail le week-end. En parallèle, dans les années 1970, concurrence internationale et surproduction rendirent critique l'enjeu de la gestion des stocks et il apparut au Japon un nouveau mode d'organisation, le toyotisme (ou ohnisme) qui inaugura la production à flux tendu ou « juste à temps ». De plus en plus répandue à partir des années 1990, celle-ci exige des ouvriers polyvalents capables d'intervenir sur les « points chauds » et préfère une comptabilisation des temps de travail sur des durées longues comme l'année pour permettre des variations des rythmes de travail en accord avec les fluctuations de plus en plus amples et rapides des marchés. Ces formes d'organisation de la production alliées à un transfert de responsabilité vers les salariés (on parle couramment de « *lean production* ») sont souvent perçues par eux comme plus contraignantes et stressantes que les organisations tayloriennes (Lewchuk et Robertson, 1997; Lorenz et Valeyre, 2005).

Aujourd'hui, le développement d'horaires atypiques, décalés ou variables, souvent associés au terme « flexibilité » regroupe en fait deux phénomènes assez distincts voire antagonistes. Selon que l'on se situe côté offre ou côté demande sur le marché du travail, flexibilité rime avec autonomie ou avec productivité. A l'heure actuelle, au gré des exigences de la production et des rapports de force sur le marché du travail, les salariés qualifiés disposent d'une autonomie grandissante et ont des semaines de travail plus longues. Cela correspond à des emplois qui, du fait de la tertiarisation et de l'automatisation, ont trait à une production qui s'effectue physiquement « ailleurs » et ne sont plus directement soumis à des contraintes en termes d'horaires. Une amélioration de la productivité passe alors par un management par objectifs et par projets tandis que, du point de vue des salariés, les horaires flexibles permettent une amélioration des conditions de déplacement, une facilitation de la conciliation entre vie professionnelle et vie privée ainsi qu'une certaine valorisation et satisfaction. Les salariés les moins qualifiés en revanche ont des semaines de travail plus courtes mais avec des horaires souvent décalés et fragmentés. Ils ont également un faible degré de contrôle sur leur temps de travail ce qui est fréquemment synonyme de désynchronisation des horaires au niveau du couple (Lesnard et de Saint Pol, 2008). Dans ce cas, la flexibilité des horaires est essentiellement perçue comme une contrainte. La tendance est donc à l'éloignement de la journée de travail normalisée suivant deux directions : des horaires plus longs mais choisis donc réguliers ou des horaires courts mais imposés et irréguliers.

En retraçant comme nous venons de le faire brièvement l'histoire de l'évolution des temps de travail, il apparaît qu'une certaine organisation du travail autour d'horaires très largement « classiques » ne correspond en réalité qu'à une parenthèse de quelques décennies, bien qu'elle nous semble évidente et pour ainsi dire naturelle. Ainsi, sur la base de l'Enquête Emploi du Temps (EET) de l'Insee de 1999, Lesnard (2006) constate que « la journée de travail classique (9h-17h) ne représente en 1999 qu'une petite majorité des journées travaillées. Depuis 15 ans, trois autres formes d'horaires se développent : les horaires décalés, les longues journées de travail et les horaires émiettés ». A partir de la même enquête, Chenu (2002) relève qu'à l'échelle hebdomadaire, la divergence vis-à-vis du standard est encore plus importante puisque « la semaine standard est en fait relativement minoritaire : elle ne concerne que 32 % des actifs occupés à temps plein ».

Dans une démarche prospective, une analyse de ces évolutions peut être intéressante pour anticiper l'occupation de bâtiments conçus actuellement et dont la durée de vie peut atteindre 100 ans ou plus. On pourrait imaginer par exemple un développement de l'autonomie conduisant à un foisonnement de la présence sur le lieu de travail du fait des décalages entre les horaires des uns et des autres (de la même manière que le décalage temporel entre les demandes de puissances électriques des ménages lisse la courbe de charge totale).

Au-delà de la présence au travail, les horaires de travail dictent évidemment les horaires d'occupation des logements pour l'ensemble des actifs occupés. Les scénarios déterministes conventionnels (règles Th BCE, 2012)²² apparaissent alors éloignés de la réalité dans le cas des bâtiments de bureaux²³ mais également dans le cas des logements²⁴, pour lesquels les habitants sont considérés

²²http://www.bulletin-officiel.developpement-durable.gouv.fr/fiches/BO201114/met_20110014_0100_0007%20annexe.pdf

²³ Taux de présence égal à 100 % de 8h à midi, 50 % de midi à 14h et 100 % de 14h à 18h du lundi au vendredi et égal à 0 % le reste du temps

²⁴ Taux de présence de 100 % entre 5h et 9h et entre 17h et 21h du lundi au vendredi plus le mercredi après-midi ainsi que le week-end, de 70 % toutes les nuits de 21h à 5h pour diminuer les apports métaboliques en phase de sommeil et de 0 % le reste du temps correspondant aux périodes de travail.

absents sur des horaires journaliers très classiques, ce qui ne correspond à la réalité ni pour les personnes qui ne travaillent pas, ni même pour une large partie des travailleurs. Les modèles existants de présence dans les bureaux et dans les logements sont totalement indépendants, mais l'intérêt croissant porté à la modélisation des ensemble urbains ouvre la perspective de modèles dans lesquels les individus sont suivis de leur logement à leur lieu de travail et inversement.

La modélisation proposée dans cette thèse ne vise pas à embrasser l'ensemble des horaires de travail mais se focalise plus modestement sur le cas du travail de bureau. L'objectif consiste, dans la mesure des données disponibles, à intégrer une photographie des comportements actuels qui reproduise la réalité plus fidèlement que les scénarios conventionnels. Elle n'a pas pour ambition de permettre des études prospectives sur les comportements mais les modèles sont tout de même conçus de manière à ce que certains paramètres puissent être facilement modifiés pour rendre compte d'évolutions constatées (par exemple les pourcentages respectifs des différents types de journée de travail, le taux d'emploi, etc.).

2.2 Etat de l'art des modèles stochastiques de présence dans les bureaux

Notre objectif est de renseigner les apports métaboliques dans les différentes zones du bâtiment et de fournir aux différents modèles de comportements (cf. chapitre 4), les informations essentielles à leur fonctionnement.

Au nombre de ces informations essentielles, figurent :

- La présence d'un ou plusieurs occupants dans la zone.
- Les particularités de la présence d'un occupant, à savoir si celui-ci vient d'arriver, s'il s'apprête à partir ou s'il est dans une période intermédiaire. Les comportements vis-à-vis de certains types de contrôle différant en fonction de ces trois états, les allées et venues au cours d'une journée de travail doivent être reproduites de manière réaliste.

Les profils de présence des occupants sont trop divers et trop irréguliers pour être correctement représentés par des scénarios déterministes. Aussi, plusieurs travaux ont été menés afin d'établir des modèles probabilistes plus réalistes.

Les premières méthodes de génération de profils de présence aléatoires ont été développées pour le programme *lightswitch* d'utilisation d'éclairage artificiel (Newsham, 1995; Reinhart, 2001, 2004). L'objectif était de mieux reproduire les heures d'arrivée et de départ des occupants des bureaux, puisqu'elles sont fortement liées à l'usage de l'éclairage (les occupants ayant tendance à agir sur l'éclairage à leur arrivée puis à le laisser tel quel jusqu'à leur départ). Le modèle initialement intégré était simple : il considérait que les heures d'arrivée (8 h), de départ (18 h), de pause déjeuner (de 1 h à partir de midi) et de pauses cafés (de 15 minutes à 10 h et à 15 h, avec une probabilité d'occurrence de 50 %) suivaient une distribution de probabilité uniforme sur un intervalle de 30 minutes autour des horaires fixés. Ce premier modèle intégrait une variabilité aléatoire des horaires d'occupation mais il restait très proche des scénarios conventionnels et en conservait les principaux défauts (surestimation des temps de présence, trop grande régularité).

Wang et al. (2005) ont cherché à modéliser les absences dans le cas de bureaux individuels en introduisant une chaîne de Markov homogène construite sur l'hypothèse selon laquelle les durées de présence et d'absence intermédiaires sont distribuées exponentiellement, avec un coefficient constant

pour chacune des deux distributions²⁵. Si les intervalles d'absence ont ainsi pu être correctement approximés, il n'en a pas été de même au sujet des intervalles, plus complexes, de présence. Dans ce modèle, comme dans le précédent, les heures de « première arrivée » et de « dernier départ » sont distribuées autour d'horaires fixes. La problématique des longues absences n'a pas été abordée par ces auteurs.

Yamaguchi et al. (2003) ont également proposé un modèle basé sur des chaînes de Markov homogènes pour simuler les « états de travail » (l'occupant utilise un PC, deux PC, aucun PC ou est absent). Ce modèle visait à obtenir une description plus complète sur l'activité de l'occupant en plus du seul état de présence. Cependant, l'hypothèse d'indépendance de l'activité par rapport à l'heure dans ce modèle est problématique (homogénéité de la chaîne de Markov, i.e. probabilités de transition constantes sur l'ensemble des pas de temps) et les longues absences ne sont pas prises en compte.

Andersen et al. (2014) ont modélisé l'état de présence dans un environnement de bureau à partir de données collectées par l'intermédiaire d'un système d'éclairage commandé par des capteurs de présence. Les données ont été corrigées pour tenir compte du délai entre le changement d'état des ballasts et l'état réel de présence dans le bureau. Les jours d'absence et ceux de présence ont été distingués à l'aide d'un filtre. En comparant différentes variantes, Andersen et al. ont démontré que les chaînes de Markov inhomogènes avaient une performance nettement supérieure à celle des chaînes de Markov homogènes.

Le modèle de Page et al. (2008), qui semble être à ce jour le plus complet et le plus rigoureusement validé, utilise des chaînes de Markov inhomogènes. Il repose sur des données empiriques plus conséquentes que les modèles rivaux, issues de deux années de mesures de la présence dans cinq bureaux. Ce modèle est décrit en détail dans le paragraphe 2.3.1.

Page et al. (2008) ont inclus les périodes de longues absences (supérieures à 24 h hors weekend) en calculant la probabilité d'apparition d'une période de longue absence (à partir du nombre moyen de longues absences par an observé dans leur échantillon) et la distribution de leur durée. Le modèle suppose qu'à chaque pas de temps (10 min) peut survenir un départ pour une durée supérieure à 24 h. La durée est alors tirée au sort à partir de la distribution des durées des longues absences issue de la campagne de mesure.

Les modèles précédemment présentés associent les occupants à une unique zone de travail dans le bâtiment. Liao et al. (2012) ont cherché à aller plus loin en développant un modèle capable de prendre en considération les déplacements entre plusieurs zones du bâtiment. Toujours constitué de chaînes de Markov, le modèle gagne en réalisme mais s'en trouve alourdi. Considérant que l'occupant $i \in \llbracket 1; m \rrbracket$ peut être présent dans n'importe quelle zone d'un bâtiment qui en compte N ou a l'extérieur, il est nécessaire de renseigner pour chaque zone $j \in \llbracket 1; N + 1 \rrbracket$ les probabilités de transitions de cette zone vers les autres zones et ce à chaque pas de temps $k \in \llbracket 1; K \rrbracket$, soit une chaîne de K matrices $(N + 1) \times (N + 1)$. Afin d'établir ces probabilités de transition, il faut alors donner en entrée du modèle la probabilité de présence de chaque occupant dans chacune des $N+1$ zones à chaque pas de temps (soit un total de $i \times (N + 1) \times K$). Pour cela, les auteurs utilisent successivement puis conjointement des enquêtes auprès des occupants et des mesures de présence (en pratique ils ont filmé les allées et venues dans un certain nombre de zones).

²⁵ Distribution exponentielle de coefficient λ : $f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$

Le besoin de données relatives aux déplacements dans le bâtiment modélisé est contraignant pour une utilisation sur des bâtiments existants,, et exclut *a priori* une utilisation en phase de conception. Dans le cas d'une rénovation, la procédure de collecte des données de présence reste délicate dans la mesure où ni les capteurs de présence (en réalité de mouvement) ni l'analyse d'images de vidéo-surveillance n'offrent une solution fiable sans un travail de traitement conséquent. Reproduire l'opération pour chaque bâtiment semble alors peu réaliste. Il ressort de l'article que les données issues de questionnaires sont peu exploitables, les occupants ayant tendance à surestimer assez largement leur présence à leur poste de travail. A la fin de leur étude, Liao et al. (2012) présentent un modèle graphique de covariance plus léger et plus rapide. Il prédit la proportion de présence dans chaque zone en considérant que ces proportions sont corrélées d'une zone à l'autre. Cependant, les données d'entrée requises sont toujours aussi nombreuses, délicates à collecter, et strictement dépendantes du bâtiment modélisé.

2.3 Le modèle de Page et al., atouts et limites

2.3.1 Trame principale

Page et al. (2008) ont proposé un modèle dans lequel l'état de présence(1)/absence(0) est déterminé à partir d'un processus MCMC (cf. § 1.4.3.2). Les probabilités de transition ($T_{ij}(t)$, $i, j \in (0, 1)$) au temps t sont calculées d'après les probabilités de présence $\mathbb{P}(t)$ et $\mathbb{P}(t + 1)$. L'introduction d'un paramètre de mobilité $\mu(t)$, défini comme le quotient de la probabilité de changement d'état par la probabilité de non-changement d'état, permet de fermer le système. La valeur de $\mu(t)$ est supposée constante dans le temps pour un individu donné (en pratique issue de campagnes de mesures).

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbb{P}(t + 1) = \mathbb{P}(t)T_{11}(t) + (1 - \mathbb{P}(t)) T_{01}(t) \\ T_{00}(t) + T_{01}(t) = 1 \\ T_{10}(t) + T_{11}(t) = 1 \\ \mu(t) = \frac{T_{01}(t) + T_{10}(t)}{T_{00}(t) + T_{11}(t)} \end{array} \right. \quad (2.1)$$

Les probabilités de présence sont des profils hebdomadaires provenant de mesures de présence effectuées dans cinq bureaux individuels du LESO-PB²⁶ durant quatre ans. Pour simplifier l'algorithme, le paramètre de mobilité est considéré comme constant dans le temps, ce qui n'interdit pas de prendre des valeurs différentes pour différents occupants en fonction de leur type d'activité.

D'après les résultats de validation présentés par Page et al. (2008) et Liao et al. (2012) – sur lesquels nous reviendrons aux § 2.5.2 et 2.6, le modèle de Page et al. permet une reproduction réaliste des allées et venues des occupants (périodes de présence et d'absence au cours de la journée de travail). Ce point est crucial dans la mesure où les actions sont plus probables aux moments des arrivées ou des départs des occupants. Cependant, le modèle est calibré sur des profils de présence mesurés dans seulement cinq bureaux individuels du LESO-PB. Or, pour être applicable à une large gamme de bâtiments de bureaux, le modèle implémenté doit être en mesure de reproduire la variété qui existe dans les horaires de travail, d'un secteur d'activité à un autre ou d'un type d'emploi à un autre au sein d'une même entreprise.

²⁶ Laboratoire d'Energie Solaire et de Physique du Bâtiment, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.

2.3.2 Problématique de la généralisation du modèle

La solution consistant à calibrer le modèle à chaque utilisation à partir de mesures sur le bâtiment simulé ne peut être retenue pour des raisons évidentes de moyens, d'autant qu'elle exclut toute application en phase de conception. Une alternative consisterait à constituer une base de données de mesures de présence²⁷ dans des bâtiments de bureaux abritant des activités diverses (administration publique, petites et grandes entreprises...). Il s'agit d'une tâche compliquée à plus d'un titre. Il faut tout d'abord identifier des bâtiments susceptibles d'être instrumentés et obtenir l'accord des occupants (difficulté contournée jusqu'à présent par les chercheurs qui ont essentiellement effectué des mesures dans leurs propres locaux). Le choix du dispositif expérimental est délicat. Au minimum plusieurs semaines doivent être couvertes, avec une résolution suffisamment fine pour saisir les allées et venues des occupants. Les capteurs de présence ne sont adaptés que pour les bureaux individuels car ils n'apportent aucune information sur le nombre d'occupants présents. Par ailleurs, ceux qui se basent sur la détection de mouvements peuvent renvoyer une information erronée en cas d'immobilité ou quasi-immobilité prolongée des occupants. L'utilisation de caméras vidéo ou infrarouge exige un post-traitement complexe qu'il soit automatisé ou manuel et pose des problèmes particuliers de confidentialité.

La réalisation d'une base de données de mesures de présence est envisageable à terme (plusieurs années) mais s'avère chronophage et coûteuse. L'alternative proposée dans cette thèse est le recours à des données statistiques sur les temps de travail à l'échelle nationale. De telles données alimentent des recherches en sciences sociales, et notamment les travaux (reconnus²⁸) de Lesnard et al. présentés par la suite. Le modèle développé, affranchi du besoin en profils de présence mesurés, est par la suite appelé « modèle générique ».

2.4 Utilisation d'une typologie d'horaires de travail issue des sciences sociales

Les données utilisées pour généraliser le modèle de Page et al. sont issues de travaux ayant pour base une Enquête d'Emploi du Temps.

2.4.1 Les Enquêtes d'Emploi du Temps (EET)

D'après le Centre de Données Socio-Politiques (CDSP) de SciencesPo²⁹, « les EET sont des enquêtes sur la vie quotidienne qui s'appuient sur un outil de collecte de données original, le carnet d'activités, dans lequel les personnes interrogées doivent retranscrire leur journée sous forme de suite d'épisodes. Contrairement aux enquêtes où il est demandé aux répondants d'estimer eux-mêmes le temps qu'ils

²⁷ La tâche A de l'annexe 66 de l'Agence International de l'Energie (www.annex66.org) se propose de collecter des données sur la présence et les déplacements des occupants dans les bâtiments. Le travail actuellement en cours porte sur le choix des dispositifs de mesure : les avantages et inconvénients de 14 types d'appareils ont été évalués et aucun n'offre de solution pleinement satisfaisante. Le développement d'un nouveau type d'instrument de mesure est envisagé. Par ailleurs, la tâche A de l'annexe 66 ne se focalise pas sur un type de bâtiment en particulier. Si des mesures sont effectuées sur des bâtiments de bureaux, une contextualisation nationale sera bien sûr nécessaire préalablement à toute exploitation.

²⁸ Laurent Lesnard a reçu la médaille du bronze du CNRS en 2011 pour ses travaux sur les emplois du temps. <http://www.cnrs.fr/fr/recherche/prix/docs/bronze2011/LesnardL.pdf>

²⁹ <http://cdsp.sciences-po.fr>

consacrent à une série d'activités, les enquêtes emplois du temps ne privilégient aucun aspect de la vie quotidienne et représentent de ce fait la source statistique la plus fiable sur les activités peu institutionnalisées comme le travail domestique ou les loisirs ».

Le carnet est un véritable journal de bord dont chaque ligne correspond à une durée élémentaire (10 minutes pour les enquêtes Insee). Il mesure le temps pris par une activité au moment où elle est faite, ou peu de temps après. Il n'est donc pas fait appel à la mémoire. Les personnes interrogées y décrivent leur emploi du temps, dans les termes de leur choix, tout au long de la journée, notant l'heure de début et l'heure de fin des activités qui s'enchaînent. Pour prendre en compte les variations saisonnières des emplois du temps, la collecte de cette enquête s'effectue généralement sur une durée d'un an.

Toujours d'après le CDSP de SciencePo, « la technique de collecte par carnet d'activités a été mise au point dans l'URSS des années 1920 puis standardisée dans le cadre du programme multinational d'enquêtes dirigé par Alexandre Szalai en 1965-66, et enfin généralisée à un très grand nombre de pays. Les comparaisons internationales sont facilitées par la standardisation du carnet d'activité mais également par le Multinational Time Use Study [MTUS]³⁰ et le programme d'harmonisation des enquêtes emploi du temps européennes [HETUS]³¹. Les recherches sont fédérées au niveau international par l'Association internationale pour la recherche sur les emplois du temps [IATUR]³² ».

Les EET étaient employées à l'origine dans le cadre des sciences sociales mais leur intérêt a été remarqué par des scientifiques travaillant sur des questions de transports puis par d'autres qui s'intéressaient aux consommations électriques domestiques. Par ce chemin, les EET ont fait leur entrée dans le domaine de l'énergétique des bâtiments où elles servent à modéliser les activités dans les logements (cf. chapitre 3). A notre connaissance elles n'ont jamais été utilisées pour modéliser la présence dans les bâtiments de bureaux. Elles présentent pourtant plusieurs avantages. Puisqu'elles ne se focalisent pas sur les temps de travail, le risque de biais est moindre par rapport à une enquête spécifique sur ce thème (de manière générale, le carnet d'activité évite les auto-estimations de durées, toujours approximatives). Par ailleurs, l'importance des échantillons de population (15441 individus dans l'EET Insee 1999) assure une bonne représentativité des résultats.

2.4.2 Présentation de la typologie d'horaires de travail générale issue de la littérature

Généralement, les temps de travail (horaires et durées) ne constituent pas la finalité des études qui s'y rapportent. Ce sont leurs corrélations avec d'autres phénomènes, notamment les déterminants économiques et sociaux, qui intéressent les chercheurs. Suivant le thème de l'étude, les méthodes d'enquête ainsi que les choix des catégorisations effectuées varient. Lesnard et Saint Pol (2009), comme Chenu (2002), utilisent les mêmes enquêtes sous forme de semainiers³³ effectuées lors de l'EET de l'INSEE

³⁰ <http://www.timeuse.org/mtus/>

³¹ http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/product_details/publication?p_product_code=KS-CC-04-007

³² <http://www.iatur.org/>

³³ Le semainier est un mode de questionnement assez inédit utilisé dans l'EET 1999 de l'INSEE. Il est demandé aux personnes actives de noter leurs heures de travail professionnel, avec une précision d'un quart d'heure, au long d'une semaine entière. Les semainiers ont l'avantage de fournir des informations pour sept jours au lieu d'un seul

en 1999, mais les typologies construites diffèrent (9 catégories pour les premiers contre 6 pour le second). Dans les deux cas, la place du travail de bureau que nous cherchons à isoler est difficile à évaluer parce qu'elle recouvre plusieurs catégories et qu'aucune ne lui est propre. L'occupation que nous voulons reproduire est celle des salariés d'entreprises ou d'administrations, cadres et non cadres, des entrepreneurs ou encore des travailleurs libéraux qui effectuent essentiellement un travail de bureau. Or ils sont ici « mélangés » dans chacune des catégories avec des employés de secteurs tels que la santé, l'éducation, le commerce, l'artisanat, les services à la personne, l'agriculture, l'armée ou autres, qui ne travaillent pas dans des bâtiments de bureau à proprement parler. Dans la typologie d'horaires de travail journaliers constituée par Lesnard (2006), les atouts des semainiers sont perdus, mais les types d'horaires et les catégories socioprofessionnelles sont associées grâce à une analyse de leurs correspondances. Il devient alors possible, moyennant certaines hypothèses, d'isoler le travail de bureau et d'en distinguer différentes catégories, ce qui constitue un avantage décisif.

Sur l'ensemble des carnets d'emploi du temps relevés (plus de 15 000), Lesnard considère toutes les journées qui présentent au moins un épisode de 10 minutes de travail professionnel comme travaillées. La typologie est ensuite construite en deux étapes suivant une méthode d'Appariement Optimal³⁴ qui évalue le degré de ressemblances des journées travaillées en termes de nombre d'heures et de répartition dans la journée. Un algorithme de classification ascendante hiérarchique permet ensuite de regrouper les séquences les plus proches et ainsi d'élaborer la typologie présentée dans le Tableau 1.

Remarque : dans le tableau suivant le type « Journée 8 à 4 », signifie que l'heure d'arrivée se situe aux alentours de 8 h et l'heure de départ aux environs de 16 h.

par personne active interrogée ce qui permet une meilleure représentativité statistique. Cela permet aussi de prendre en compte l'irrégularité des journées au cours d'une semaine pour une même personne interrogée.

³⁴ Les méthodes d'appariement optimal permettent d'évaluer la ressemblance d'un ensemble de séquences en les comparant deux à deux. La ressemblance entre deux séquences est quantifiée par le nombre de transformations élémentaires nécessaires pour rendre les séquences identiques. Pour en savoir plus, voir Lesnard (2004) et Lesnard et Pol (2006).

Tableau 1 : Typologie des horaires de travail tirée de Lesnard (2006)

Type d'horaire de travail	1985-1986			1998-1999		
	Effectifs (en %)	Mi-journée de travail (en heure)	Durée de la journée de travail (en heures)	Effectifs (en %)	Mi-journée de travail (en heure)	Durée de la journée de travail (en heures)
Horaire standard						
Standard moyenne	56,5	12 h 59	8 h 26	54,7	13 h 06	8 h 43
1 Journée 8 à 4	7,6	12 h 00	8 h 14	6,8	11 h 53	8 h 22
2 Journée 9 à 5	38,2	12 h 53	8 h 17	33,9	12 h 57	8 h 23
3 Journée 10 à 7	10,7	14 h 01	9 h 09	14,0	14 h 03	9 h 39
Horaire atypique						
Décalé	14,4	///	7 h 16	16,6	///	7 h 16
4 Matin	5,3	9 h 44	7 h 39	6,1	9 h 45	7 h 44
5 Après-midi	5,4	15 h 32	6 h 46	6,4	15 h 24	6 h 43
6 Soir	2,1	17 h 02	7 h 20	2,5	17 h 20	7 h 04
7 Nuit	1,7	///	7 h 38	1,6	///	7 h 56
Extensif	9,1	13 h 57	10 h 29	11,6	14 h 06	11 h 02
8 Matin et après-midi	3,5	12 h 54	10 h 47	4,1	12 h 53	11 h 08
9 Soir	5,6	14 h 38	10 h 18	7,5	14 h 46	10 h 58
Irrégulier	20,0	12 h 50	3 h 45	17,1	13 h 11	4 h 13
10 Fragmenté temps réduit	3,2	13 h 21	3 h 50	2,4	13 h 28	5 h 33
11 Fragmenté temps plein	3,5	12 h 15	8 h 06	4,2	12 h 11	7 h 20
12 Très faible durée	13,3	12 h 52	2 h 14	10,5	13 h 31	2 h 41
Total	100,0		7 h 32	100,0		7 h 58

Champ : actifs occupés avec au moins un épisode de travail de dix minutes.
 Lecture : en 1986 les journées de travail de type 2 représentaient 38,2 % des journées travaillées et se caractérisaient par une journée de travail centrée à 12 h 53 et d'une durée de 8 h 17.
 Sources : Insee, enquêtes sur l'emploi du temps 1985-1986 et 1998-1999 (calculs de l'auteur).

2.4.3 Réduction à une typologie d'horaires de travail de bureau

Lesnard (2006) étudie les liens entre horaires de travail et catégories socioprofessionnelles au moyen d'une Analyse Factorielle des Correspondances (AFC). Grâce à ces correspondances les horaires qui concernent particulièrement le travail de bureau peuvent être isolés afin de former une typologie réduite.

2.4.3.1 Association entre horaires de travail et catégorie socioprofessionnelle

L'AFC permet d'analyser les correspondances entre deux variables nominales, à défaut d'un calcul des corrélations applicable uniquement aux variables numériques, en fournissant un espace de représentation graphique commun aux deux variables. Dans ce paragraphe, la méthode est décrite et illustrée sur son application présente, à savoir l'analyse des correspondances entre types d'horaires et catégories socioprofessionnelles.

Le point de départ est le tableau de contingence (considéré comme une matrice) noté T entre les deux variables : si on positionne les 12 types d'horaires (TH) en colonne et les 24 catégories socioprofessionnelles (CSP) en ligne, chaque case du tableau de contingence contient le nombre d'individus interrogés ayant à la fois le type d'horaire correspondant à sa colonne et la catégorie correspondant à sa ligne.

$$T = \begin{bmatrix} T_{1,1} & \cdots & T_{1,12} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{24,1} & \cdots & T_{24,12} \end{bmatrix}$$

L'idée est d'évaluer dans quelle mesure une ligne et une colonne sont moins ou plus associées qu'elles ne le seraient en cas d'indépendance des variables. Le tableau de contingence est donc comparé au tableau de contingence théoriquement obtenu en cas d'indépendance, noté T' . T' est construit à partir des effectifs totaux de chaque catégorie : si TH_1 représente $x\%$ de l'ensemble des horaires et CSP_1 $y\%$ de l'ensemble des CSP, alors $T'_{1,1} = x \cdot y \cdot \sum_{i=1}^{24} \sum_{j=1}^{12} T_{i,j}$ (la somme des termes de T correspond au nombre total d'individus interrogés).

La matrice des écarts à l'indépendance notée M , est construite en soustrayant les valeurs de T et T' terme à terme.

$$M = \begin{bmatrix} T_{1,1} - T'_{1,1} & \cdots & T_{1,12} - T'_{1,12} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{24,1} - T'_{24,1} & \cdots & T_{24,12} - T'_{24,12} \end{bmatrix}$$

M est ensuite factorisée, c'est à dire exprimée comme un somme de n matrices pouvant être mises sous la forme d'un produit vecteur colonne \times vecteur ligne :

$$M = \sum_{k=1}^n M_k, \text{ avec } M_k = C_k \cdot L_k \text{ et } n \in \llbracket 1, \text{rang}(M) \rrbracket$$

Remarques :

- La théorie assure que cette décomposition existe avec $n \leq \text{rang}(M)$;
- Par construction la somme des termes d'une colonne ou d'une ligne de M est nulle donc $\text{rang}(M) \leq \min(\text{Nb lignes}(M), \text{Nb colonnes}(M)) - 1$, (ici $\text{rang}(M) \leq 11$)

Chacun des n vecteurs colonne (respectivement ligne) correspond à une modalité des colonnes (respectivement lignes). Aux n couples {vecteur colonne, vecteur ligne}, l'AFC fait correspondre n axes sur lesquels peuvent être placées les modalités de l'ensemble des catégories des deux variables (si la catégorie « cadre privé » occupe la i -ème ligne de M , sa coordonnée sur l'axe k est donnée par $C_{k,i}$, si la catégorie d'horaires « 8 à 4 » occupe la j -ème colonne de M , sa coordonnée sur l'axe k est donnée par $L_{k,j}$).

La mise en facteur de M peut être optimisée de manière à faire porter « le plus de sens possible » à un nombre réduit d'axes. L'optimisation repose sur la métrique dite du χ^2 , qui quantifie les écarts à l'indépendance. Pour chaque matrice M_k , son χ^2 est la somme des contributions au χ^2 de ses cellules. La contribution au χ^2 de $M_{k,i,j}$ est donnée par $(M_{k,i,j} - T'_{i,j})^2 / T_{i,j}$, c'est à dire par l'écart à l'indépendance (T' est la matrice de l'indépendance), au carré (pour s'affranchir du signe), pondéré par l'effectif de la modalité $i.j$.

$$\chi^2(M_k) = \sum_i \sum_j (M_{k,i,j} - T'_{i,j})^2 / T_{i,j}$$

Le χ^2 de M est égale à la somme des χ^2 des matrices M_k : $\chi^2(M) = \sum_k \chi^2(M_k)$

L'optimisation, que nous ne détaillons pas, détermine la décomposition $M = \sum_{k=1}^n M_k$ telle que $\chi^2(M_1)$ soit le plus élevé possible, puis $\chi^2(M_2)$, etc. Il s'agit, pour reprendre l'expression précédente, de faire porter « le plus de sens possible » au premier axe (ou d'expliquer le plus de variance possible), puis

« le plus de sens restant possible » au second, etc. Les axes ainsi déterminés ne sont pas associés à une variable particulière. L'interprétation des positions des catégories sur les axes est libre. Pour un axe porteur d'un pourcentage important de la variance totale, « ce qu'il représente » apparaît généralement de manière claire au vu du positionnement des catégories.

Une cartographie est obtenue en plaçant les catégories suivant leurs coordonnées sur les deux premiers axes (si le pourcentage de variance expliqué par ces deux axes n'est pas sensiblement plus élevé que celui des axes suivants, des cartographies complémentaires peuvent être réalisées).

Nous ne savons pas quel est le pourcentage de χ^2 porté par les deux axes de la représentation de Lesnard (Figure 16). On note que les axes sont dilatés, c'est à dire normés en proportion de leur part de χ^2 (conduisant à une carte carrée et non rectangulaire).

Selon l'interprétation de Lesnard, le premier axe (vertical) qu'il nomme « secteur économique et organisation temporelle » représente l'opposition entre d'une part les horaires caractéristiques de l'industrie et les métiers correspondants (en bas) et d'autre part les horaires et les CSP correspondants à de nouvelles normes d'horaires (extensifs, fragmentés) du secteur des services ou des travailleurs indépendants (en haut). La lecture suivant ce premier axe permet avant tout de visualiser une opposition. Il n'y a pas lieu de chercher un sens à chaque position relative d'une catégorie par rapport à une autre, surtout si elles sont proches.

Remarque : On note que les horaires classiques de l'industrie sont spécifiques aux ouvriers et techniciens et concernent moins les cadres. L'explication réside en ce qu'ils sont répartis entre secteurs d'activités et qu'ils effectuent, au sein du secteur industriel, des horaires souvent déconnectés de la production physique (cf. introduction, § 2.1).

La seconde dimension (horizontale), intitulée « hiérarchie sociale et régularité des horaires de travail », apporte des informations quant au rôle de la position sociale à l'intérieur des secteurs économiques que l'axe vertical avait dissociés. Les positions dominantes assurent des horaires standards (les trois types standard sont dans la partie gauche de la carte) bien que de durée croissante, tandis que des horaires qui pourraient être qualifiés de difficiles sont réservés au bas de l'échelle sociale : décalés la nuit et le matin (trois-huit typiquement) dans l'industrie, fragmentés ou décalés l'après-midi et le soir dans le domaine des services.

Remarques :

- Les catégories des chefs d'entreprise et des professions libérales ont des horaires proches de ceux des cadres mais étendus en soirée, ce qui les éloigne des horaires standard. Par conséquent, leur positionnement sur l'axe horizontal qui exprime une correspondance entre position sociale et régularité des horaires n'est pas tranchée. Précisons également que les chefs de petites entreprises sont les plus nombreux et infléchissent fortement les indicateurs statistiques de leur catégorie.
- La catégorie nommée « extensif matin et après-midi » dans le Tableau 1 est notée « extensif soir » sur la Figure 16.

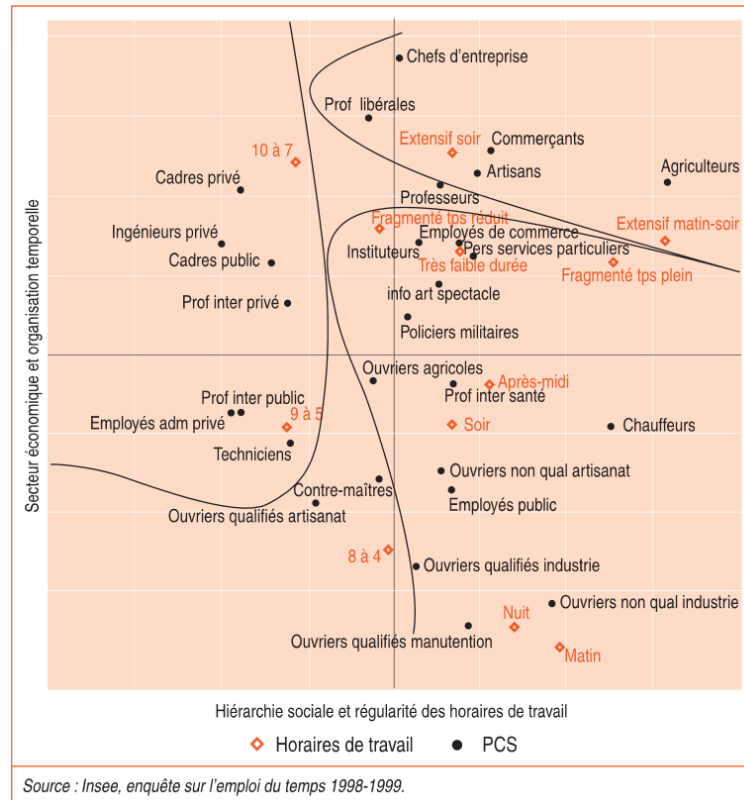


Figure 16 : Cartographie des correspondances entre horaires de travail et catégorie socioprofessionnelle, (la notation PSC est une faute de frappe pour CSP). Source (Lesnard, 2006)

2.4.3.2 Sélection des types d'horaires représentatif du travail de bureau

Pour ce qui nous concerne, les horaires atypiques décalés (le matin, l'après-midi, le soir ou la nuit) et irréguliers (fragmentés à temps réduit, fragmentés à temps plein ou de très faible durée) sont écartés car ils ne correspondent pas à des emplois de bureaux. La proportion de la catégorie « horaire standard de 8 h à 4 h » est réduite de moitié (faute de données plus précises) car elle contient pour une part des employés du public et pour une autre part des ouvriers, qualifiés ou non, de l'artisanat ou de l'industrie (non représentatifs du travail de bureau). De même, nous réduisons les proportions des catégories « horaire extensif matin et après-midi » et « horaire extensif soir » de moitié (faute d'informations plus précises) parce qu'elles sont composées pour partie de professions libérales et de chefs d'entreprise, mais aussi d'artisans de commerçants et d'agriculteurs. Le Tableau 2 présente les parts respectives des différentes catégories d'horaires au sein de :

- la typologie originale de Lesnard (2006) sans les types d'horaires qui ne correspondent pas au travail de bureau (colonne 2) ;
- la typologie corrigée pour n'inclure que le travail de bureau au sein des types d'horaires sélectionnés (colonne 3) ;
- la typologie finale intégrée au modèle (colonne 4).

Remarque : le type d'horaire de travail est un des paramètres dont l'influence sur un certain nombre de sorties du modèle (consommation d'énergie totale, besoins de chauffage, consommations d'éclairage, confort thermique) est analysée dans le chapitre 6. Ces analyses de sensibilité seront l'occasion d'effectuer un retour sur les choix et hypothèses présentés ci-dessus.

Tableau 2 : Parts respectives des différentes catégories au sein de la typologie

Type d'horaire de travail	Effectifs au sein de la population active occupée totale (Lesnard, 2006)	Effectifs au sein de la population active totale après correction	Effectifs au sein des emplois de bureau (ramenés à 100 %)
Standard 8 à 4	6,8 %	3,4 %	5,9 %
Standard 9 à 5	33,9 %	33,9 %	59,4 %
Standard 10 à 7	14,0 %	14,0 %	24,5 %
Extensif matin et après-midi	4,1 %	2,1 %	3,6 %
Extensif soir	7,5 %	3,8 %	6,6 %
Total	62,2 %	57,1 %	100 %

La modélisation de l'occupation proposée dans cette thèse intègre les catégories d'horaires de travail de bureau décrites dans le Tableau 3. Les valeurs sont directement dérivées du Tableau 1³⁵, en traduisant les grandeurs caractéristiques « mi-journée de travail » et « durée de la journée de travail » en heures (moyennes) d'arrivée et de départ. Les catégories professionnelles concernées, issues de l'AFC, permettent d'aiguiller le choix d'un type d'horaire (ou d'une répartition des types d'horaires, p.ex. 50 % « Standard 8 à 4 » et 50 % « Standard 9 à 5 ») en fonction du bâtiment simulé. La contextualisation géographique n'est pas intégrée au modèle mais elle peut être effectuée manuellement lors du choix du ou des types utilisés pour la simulation d'un bâtiment (notamment pour Paris et la région parisienne où les arrivées et les départs sont vraisemblablement plus tardifs en moyenne).

Tableau 3 : Description des catégories d'horaires de travail de bureau

Type d'horaire de travail	Heure d'arrivée	Heure de départ	Catégories professionnelles concernées (principalement et non exclusivement)
Standard 8 à 4	7h42	16h04	Employés administratifs — public-privé Techniciens
Standard 9 à 5	8h45	17h08	Employés administratifs — public-privé Techniciens Professions intermédiaires — public-privé
Standard 10 à 7	9h15	18h51	Cadres — public - privé Ingénieurs — privé Professions intermédiaires — privé Professions libérales
Extensif matin et après-midi	7h19	18h27	Professions libérales Travailleurs indépendants, chefs d'entreprise
Extensif soir	9h17	20h15	Professions libérales Travailleurs indépendants, chefs d'entreprise Cadres — privé

Un grand nombre de combinaisons de journées types et de journées de repos peut être réalisé pour construire des semaines de travail. Cependant, dans le cadre du travail de bureau, nous ne considérons pour l'instant que des semaines standards composées de journées travaillées du même type du lundi au vendredi et de deux jours de repos samedi et dimanche. La typologie des semaines est donc identique à

³⁵ D'où la précision à la minute, mais par la suite (§ 2.5.3 et 2.5.4) des écarts-types de 30 min sont considérés sur les heures de première arrivée et de dernier départ, ce qui signifie que 95 % des personnes de la classe « standard 8 à 4 » arrivent entre 6h42 et 8h42.

celle des journées présentée ci-dessus. La reproduction de semaines de travail caractéristiques de bâtiments liés à des secteurs tels que la santé, l'enseignement, le commerce, l'artisanat peut être envisagée en ajoutant les journées types décalées ou fragmentées.

Concernant le travail du week-end, nous manquons de données exploitables. Sauf à trouver d'autres sources, il faudrait pouvoir isoler le travail de bureau dans les typologies construites sur les semainiers. D'autre part, les EET ne distinguent pas le travail effectué au domicile de celui effectué sur le lieu de travail proprement dit ce qui rend la tâche encore plus délicate. Pour l'instant, la présence est supposée nulle dans les bureaux le week-end.

2.5 Calibrage du modèle générique

Cette section décrit la structure du modèle de génération de scénarios de présence journaliers puis son calibrage.

2.5.1 Fonctionnement de l'algorithme

La présence de chaque occupant est prédite de façon autonome. Le scénario de présence dans une pièce est obtenu en fusionnant les scénarios de présence des occupants qui y sont rattachés (i.e. dont elle abrite le poste de travail). Un occupant est considéré présent lorsqu'il occupe son poste de travail. Dès lors qu'il quitte son bureau, son état est « absent », qu'il soit dans une autre pièce du bâtiment (en réunion, dans un autre bureau, aux sanitaires, etc.) ou à l'extérieur.

L'algorithme principal (hors longues absences) du modèle de Page et al. (2008) que nous reprenons, est décrit ci-dessous.

D'après le système (2.1), en supposant le paramètre de mobilité constant, les probabilités de transition absence->présence et présence->absence au temps t sont données par :

$$\begin{aligned}
 T_{01}(t) &= \frac{\mu - 1}{\mu + 1} \mathbb{P}(t) + \mathbb{P}(t + 1) \\
 T_{10}(t) &= 1 - \left(\frac{\mathbb{P}(t) - 1}{\mathbb{P}(t)} \left(\frac{\mu - 1}{\mu + 1} \mathbb{P}(t) + \mathbb{P}(t + 1) \right) + \frac{\mathbb{P}(t + 1)}{\mathbb{P}(t)} \right)
 \end{aligned}
 \tag{2.2}$$

La connaissance des autres éléments de la matrice de transition, $T_{00}(t)$ et $T_{11}(t)$, aisément déductibles des relations $T_{00}(t) + T_{01}(t) = T_{11}(t) + T_{10}(t) = 1$, n'est pas nécessaire.

L'état de présence est initialisé à 0 (absent) pour $t = 0$. Le scénario de présence est généré ensuite par l'application du processus MCMC à chaque pas de temps t :

- un nombre aléatoire p est généré d'après une distribution uniforme sur $[0, 1[$;
- si l'individu est absent, p est comparé à $T_{01}(t)$. Si $T_{01}(t) > p$ alors l'individu sera présent à $t + 1$, sinon il restera absent à $t + 1$;
- si l'individu est présent, p est comparé à $T_{10}(t)$. Si $T_{10}(t) > p$ alors l'individu sera absent à $t + 1$, sinon il restera présent à $t + 1$.

Si une probabilité de transition calculée est inférieure à 0 ou supérieure à 1, (cela peut se produire lorsque $\mathbb{P}(t + 1) \gg \mathbb{P}(t)$ ou $\mathbb{P}(t + 1) \ll \mathbb{P}(t)$ avec μ constant), la valeur de μ est portée à la valeur la plus proche qui permet d'assurer des probabilités comprises entre 0 et 1.

Page et al. évaluent le paramètre de mobilité à chaque pas de temps de quinze minutes sur une semaine à partir des mesures dont ils disposent³⁶. Le profil d'un des bureaux est donné à titre d'exemple sur la Figure 17. Le nombre élevé de différences entre valeurs simulées et mesurées indique que le paramètre de mobilité est recalculé fréquemment (en raison d'une probabilité de transition située hors de son domaine de définition).

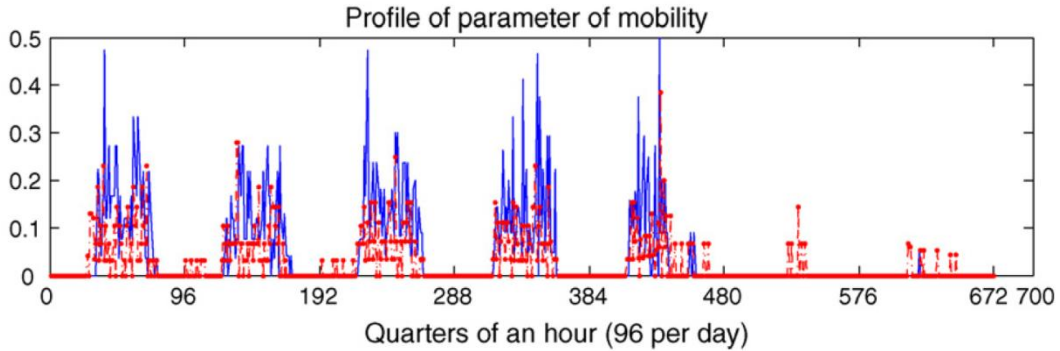


Figure 17 : Profil hebdomadaire du paramètre de mobilité mesuré (bleu) et simulé (rouge) dans un bureau individuel, source (Page et al., 2008)

Les probabilités de transition ne sont pas fournies directement mais dérivées des probabilités de présence et du paramètre de mobilité. La typologie d'horaire établie précédemment nous permet de définir plusieurs profils de probabilités de présence représentatifs du travail de bureau. Sans cela, il faudrait nous contenter des mesures existantes conduites sur un échantillon très réduit ou bien suggérer des profils de probabilité de présence basés sur des hypothèses. Pour chacun des cinq types d'horaire, un profil comprenant 144 valeurs (24 heures au pas de temps de 10 minutes) est calibré de sorte que les scénarios de présence générés par le modèle reproduisent :

- Les déplacements pendant la journée de travail correspondants aux campagnes de mesures. Sur cet aspect en effet, la typologie n'apporte aucune information. Les données exploitées sont issues de Page et al. (2008) et Liao et al. (2013). Les grandeurs d'intérêt sont la durée moyenne de présence cumulée sur une journée travaillée et la distribution du nombre de changement d'états au cours d'une journée travaillée (§ 2.5.2).
- Les heures moyennes de première arrivée (§ 2.5.3) et de dernier départ (§ 2.5.4) issues de la typologie. Cela signifie que les occupants associés au type d'horaire « 9 à 5 » arrivent à 8h45 et partent à 17h08 en moyenne avec, par hypothèse, un écart-type de 30 minutes.
- Une pause déjeuner d'une durée moyenne d'une heure par hypothèse (§ 2.5.5).

2.5.2 Allées et venues au cours de la journée

2.5.2.1 Méthodologie

Comme l'indiquent les équations 2.2, les probabilités de transition sont d'autant plus élevées que :

- le paramètre de mobilité est proche de 1 ;
- l'écart entre $\mathbb{P}(t + 1)$ et $\mathbb{P}(t)$ est important.

³⁶ $\forall t \in [0; 672], \mu(t) = \frac{\text{Nb de départs ou d'arrivées à } t}{\text{Nb total de présences à } t}$

Dans le modèle de Page et al., les probabilités de transition élevées sont essentiellement portées par des écarts importants entre probabilités de présence à deux pas de temps consécutifs. En effet, ils établissent un profil de probabilité de présence hebdomadaire pour chaque bureau individuel (à partir de leur campagne de mesure) puis calibrent le modèle pour chaque profil. En pratique, ils construisent donc un modèle par individu. Les profils de probabilité de présence ont des variations rapides et de forte amplitude qui reflètent des habitudes propres à l'individu. Le modèle reproduit ensuite les variations du profil de probabilité de présence avec ses spécificités de manière très fine. La Figure 18 présente un profil hebdomadaire de présence simulé moyen sur cinq années (en bleu) et le profil de probabilité de présence hebdomadaire mesuré (en moyenne sur la période de mesure) correspondant (en rouge).

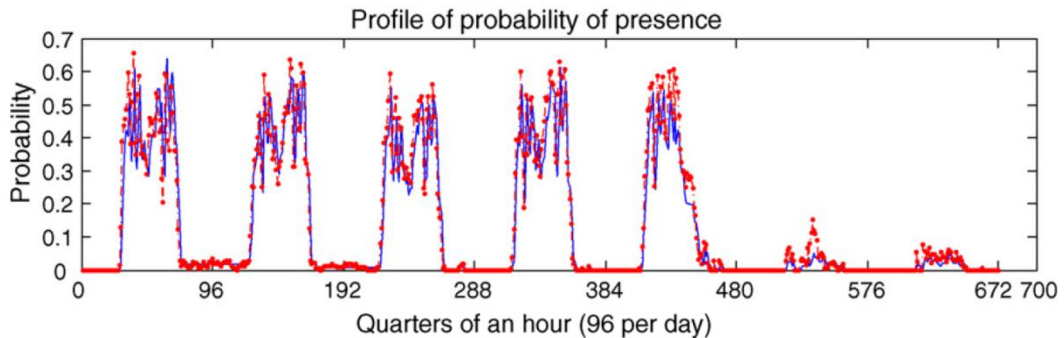


Figure 18 : Comparaison entre profils hebdomadaires mesurés (en rouge) et simulés (en bleu) avec le modèle de Page et al. pour un bureau individuel, source (Page et al., 2008)

On constate que le profil de présence généré présente des variations précisément aux mêmes instants que le profil de probabilité présence mesuré. Ce point soulève une difficulté pour le calibrage du modèle générique puisque, sans variation brusque de la probabilité de présence, le modèle a peu de chances de produire un changement d'état. Si l'individu observé a l'habitude de faire une pause tous les matins de 10h15 à 10h30, le profil de probabilité enregistre cette information et le modèle de Page et al. la reproduit dans les profils générés. Mais il s'agit là d'une spécificité d'un individu et, pour un autre occupant ayant plutôt pour habitude de prendre une pause de 10h45 à 11h15, le modèle ainsi calibré n'est plus adapté. Pour la construction d'un modèle générique, nous n'avons pas de raison a priori d'introduire une variation dans le profil de probabilité - augmentant les chances d'un changement d'état - à 10h15 plutôt qu'à 10h45. En l'absence de mesures sur un échantillon d'individus significatifs, nous considérons la probabilité de présence constante sur des plateaux correspondant à la matinée de travail et à l'après-midi de travail. Afin de produire un nombre de changements d'états réaliste nous disposons d'un deuxième levier d'action pour le calibrage : le paramètre de mobilité. En augmentant sa valeur, le processus MCMC produira des pauses au cours des plages de présence du matin et de l'après-midi. Puisque la probabilité de présence est constante sur ces plateaux, les pauses apparaîtront de manière équiprobable aux différents pas de temps, au lieu de survenir systématiquement à l'heure marquée par une variation brusque du profil de probabilité de présence.

La première étape du calibrage consiste donc à fixer les valeurs du paramètre de mobilité et de la probabilité de présence sur les principaux plateaux de présence de sorte que les profils générés reproduisent les caractéristiques suivantes des profils mesurés :

- la durée moyenne de présence cumulée sur une journée ;
- le nombre de changements d'états au cours d'une journée.

Remarque : l'objectif n'est pas d'obtenir une adéquation entre profils générés et mesurés à chaque pas de temps mais de reproduire les tendances jugées essentielles des profils mesurés. Mahdavi et al. (2014),

dans une approche critique des modèles tels que celui de Page et al., suggèrent que la synchronicité entre profils générés et mesurés doit requérir plus d'attention. De notre point de vue, au contraire, les modèles de Page et al. et Liao et al. tels qu'ils sont calibrés sont déjà trop dépendants des données d'entraînement (cf. ci-dessus). La reproduction exacte des variations mesurées à chaque pas de temps dans un bureau donné ne constitue pas un objectif pour nous, sauf à être en mesure d'instrumenter le bâtiment simulé pour calibrer le modèle de présence, option non généralisable (cf. 2.3.2). Notre objectif, pour rappel, est d'élaborer des scénarios de présence, différents d'une simulation à une autre, et réalistes en termes d'heure, d'arrivée et de départ, d'allées et venues et de taux de présence moyen au cours d'une journée.

Les valeurs tirées des profils mesurés par Page et al. (2008) et Liao et al. (2012) ayant servi au calibrage sont uniquement la durée moyenne de présence cumulée sur une journée (pour calibrer la probabilité de présence sur les plateaux) et le nombre de changements d'états au cours d'une journée (pour calibrer le paramètre de mobilité). Les autres paramètres calibrés l'ont été à partir des caractéristiques de la typologie d'horaires. D'autres éléments issus des mesures sont parfois présentés afin d'analyser qualitativement les ressemblances entre scénarios de présence simulés et mesurés, mais ils n'ont pas servi à calibrer le modèle (p.ex. les heures de première arrivée mesurées).

Le nombre de 1 000 semaines répétées soit 5 000 jours ouvrés a été retenu pour le calibrage, une bonne stabilisation des distributions ayant été observée après quelques centaines de simulations.

2.5.2.2 Probabilité de présence sur les plateaux du profil

Les durées des plateaux de présence du matin et de l'après-midi sont fixées par la typologie. Les heures moyennes d'arrivée et de départ pondérées par le poids respectif de chaque type sont respectivement 8h47 et 17h44. En considérant une absence d'une heure correspondant à une pause déjeuner (au centre de la période), la plage de présence totale dure 8 heures. D'après les résultats des campagnes de mesures évoquées, la durée moyenne de présence cumulée au cours d'une journée de travail est comprise entre 5h30 et 6 h. Précisons qu'il s'agit du temps passé par l'occupant à son poste de travail et non de la durée séparant la dernière arrivée du dernier départ (cf. § 2.5.1). Pour le calibrage, la durée moyenne de présence cumulée est arrondie à la valeur haute de 6 h pour compenser le fait que le modèle néglige la présence d'un occupant dans toute zone de bureau autre que celle qui accueille son poste de travail. Afin de répliquer une durée moyenne de présence cumulée de 6 h, la probabilité de présence sur les plateaux du profil est fixée à 0,75 (=6 h/8 h).

L'heure moyenne de première arrivée et l'heure moyenne de dernier départ d'après le modèle sont respectivement 8h47 et 17h44 (Tableau 3, en pondérant les heures d'une catégorie d'horaire par sa représentativité donnée dans le Tableau 2). En considérant un taux de présence de 75 % sur les plateaux de chaque type d'horaire, le taux de présence moyen entre 8h47 et 17h44 s'élève à 61 %. Il s'agit d'une valeur conforme avec plusieurs résultats de la littérature. Rubinstein et al. (2003) et Mahdavi et al. (2008) par exemple, font état de taux d'occupation moyens compris entre 40 et 70 % durant une journée de travail.

2.5.2.3 Paramètre de mobilité, nombre de changements d'état

Page et al. et Liao et al. font état d'un nombre de changements d'états journalier pour les jours travaillés (pair puisqu'à chaque arrivée correspond un départ) compris entre 2 et 20. Wang et al. (2005) mesurent entre 3 et 9 entrées journalières dans des bureaux individuels (soit entre 6 et 18 changements

d'états). Avec l'ébauche de profil dont nous disposons à ce stade (cf. Figure 19), cette statistique est reproduite en fixant la valeur du paramètre de mobilité à 0,4 (cf. Figure 20). Il s'agit d'une valeur supérieure à la valeur moyenne issue des mesures de Page et al. (0,11 pour un pas de temps de 15 minutes³⁷) pour la raison précédemment évoquée, à savoir l'absence de variations rapides des profils de probabilité de présence du modèle générique au cours de la matinée et de l'après-midi. Sur un pas de temps de l'une de ces périodes, les probabilités que l'occupant quitte son poste de travail ou y revienne durant l'une de ces périodes valent respectivement 0,14 et 0,43 (équations 2.2) avec $\mu = 0,4$ et $\mathbb{P}(t) = \mathbb{P}(t + 1) = 0,75$.

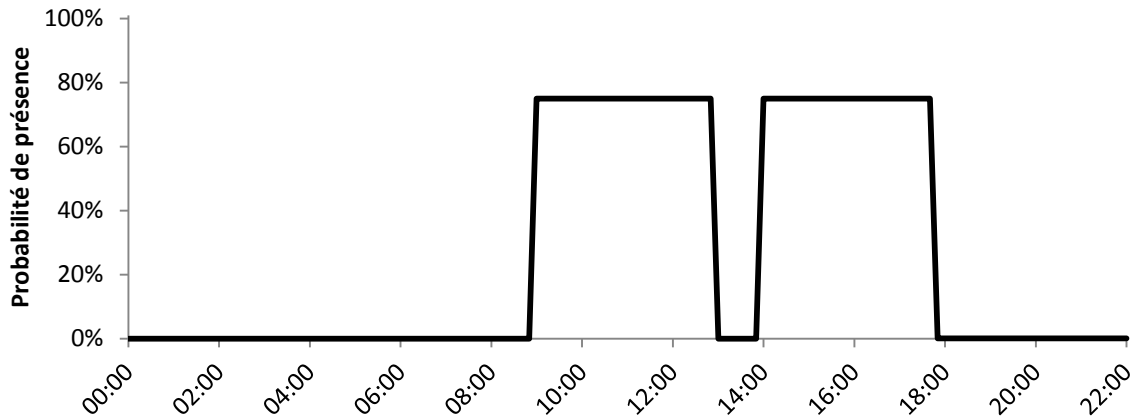


Figure 19 : Profil intermédiaire de probabilité de présence à l'issue du calibrage de la probabilité de présence des plateaux et du paramètre de mobilité

Remarque : les équations 2.2 interdisent les probabilités de présence nulles. En dehors des plateaux de présence, la valeur a été fixée à 10^{-4} .

Nombre de changement d'état

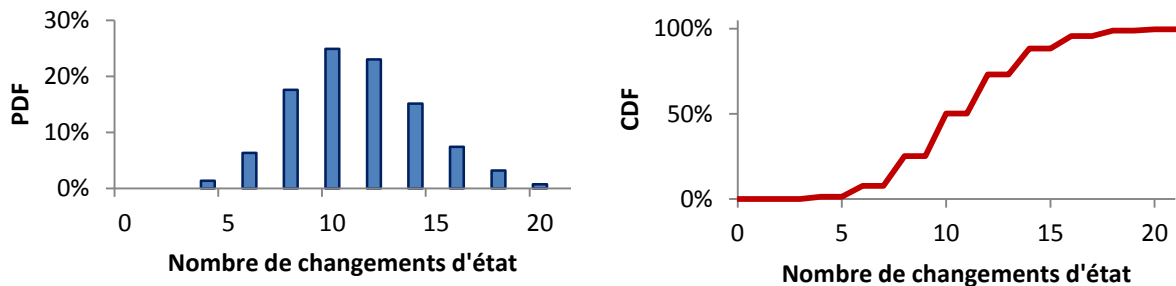


Figure 20 : Nombre de changements d'états journalier généré par le modèle générique

La Figure 21 présente les nombres de changements d'états prédits par les modèles de Page et al. et Liao et al. et mesurés sur un bureau de l'échantillon de Page et al. Le graphique est tiré de (Liao et al., 2012) car contrairement aux résultats présentés par Page et al. (2008) pour quatre bureaux, il exclut les longues absences et les week-ends ce qui facilite la comparaison avec les résultats du modèle générique. Le paramètre de mobilité a été calibré de sorte que les scénarios générés par le modèle (à partir du profil intermédiaire de la Figure 19) soient en bonne adéquation avec les mesures en termes de nombre de changements d'états. En comparant les figures 20 et 21, on observe par exemple que les nombres de changements d'état au cours d'une journée les plus fréquents sont 8, 10, 12 et 14. Par contre, le modèle

³⁷ Le paramètre de mobilité est fonction du pas de temps. Plus ce dernier est grand plus les chances d'opérer une transition d'un pas de temps à l'autre sont élevées.

générique ne produit jamais de journée sans aucune interruption de présence entre l'arrivée et le départ. Le nombre minimum de changements d'états est donc égal à 4 (première arrivée, dernier départ plus un départ et une arrivée intermédiaires) ce qui le situe à mi-chemin entre les observations de Wang et al. (2005) et celles de Page et al. (2008) et Liao et al. (2012).

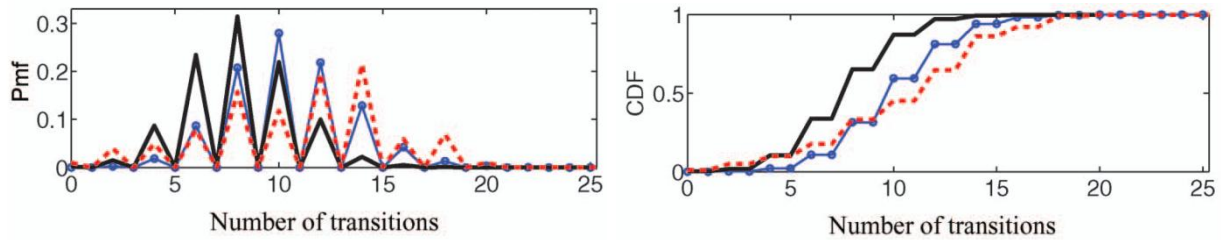


Figure 21 : Nombre de changements d'état par jour dans un bureau individuel prédit par le modèle de Page et al. (en noir), par le modèle MuMo de Liao et al. (en bleu) et mesuré (en rouge). Source : Liao et al. (2012)

Désormais, nous n'exploiterons plus les données mesurées pour le calibrage du modèle générique. Ce sont les caractéristiques issues de la typologie d'horaire qui prennent le relais (tableaux 2 et 3). Les résultats de mesures présentés par la suite ne le sont qu'à titre de comparaison, pour étudier qualitativement les tendances des profils de présence générés et mesurés.

2.5.3 Heure de première arrivée

L'heure moyenne de première arrivée est fixée pour chacune des catégories de la typologie. Le calibrage du profil consiste à définir une croissance de la probabilité de présence sur les pas de temps environnants. La rapidité de la croissance est déterminée par l'écart-type que l'on souhaite obtenir. En l'occurrence, nous avons opté pour un écart-type de 30 minutes.

Les résultats sont présentés pour le type « standard 9 à 5 » qui est le plus représentatif de la typologie en termes d'effectifs (59,4 %, cf. Tableau 2). Les distributions des heures d'arrivée pour les autres catégories présentent des formes rigoureusement identiques à celle de la catégorie « 9 à 5 ». La suite de probabilités de présence croissante à l'origine de l'arrivée subit simplement une translation permettant de centrer l'heure moyenne d'arrivée sur la valeur souhaitée pour chaque catégorie.

Les valeurs de probabilité de présence permettant d'obtenir la distribution des heures de première arrivée répondant aux critères fixés (moyenne fixée par la typologie, écart-type de 30 min) sont facilement déterminées empiriquement. Elles sont fournies dans le Tableau 4 pour le type « standard 9 à 5 ». Avant 7h40 et sur le plateau après 9h10, les probabilités de présence sont constantes (et valent 0,0001 et 0,75 respectivement). Les distributions des heures d'arrivée générées par le modèle pour ce type d'horaires sont présentées sur la Figure 22.

Tableau 4 : Valeurs des probabilités de présence aux temps proches de l'heure moyenne de première arrivée pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 »

07:40	07:50	08:00	08:10	08:20	08:30	08:40	08:50	09:00	09:10
0,0001	0,01	0,05	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,65	0,75

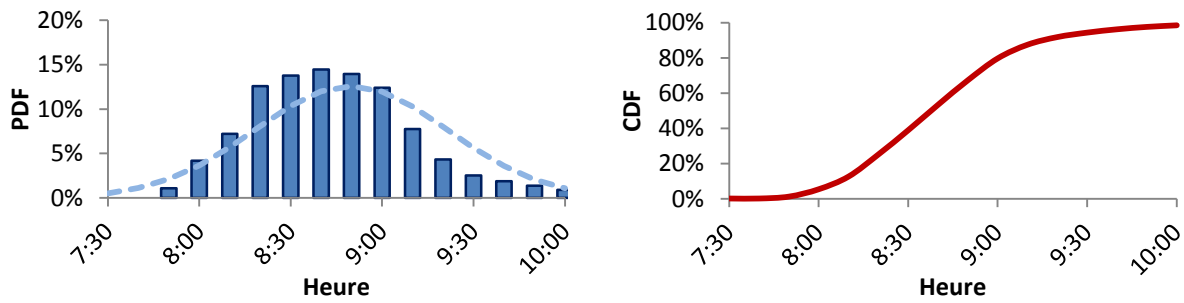


Figure 22 : Distribution de probabilité des heures de première arrivée pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 ». La PDF est comparée avec la loi normale de même moyenne (i.e. 8h45) et écart-type (i.e. 30 min) tracée en pointillés bleu-ciel

Bien que la probabilité de présence n'excède pas 75 %, le processus MCMC est tel que quasiment tous les occupants ont effectué leur première arrivée à 10 h. Cela ne signifie pas pour autant qu'ils occupent tous leur poste de travail à 10 h. Dès lors qu'ils sont arrivés, ils peuvent repartir pour une destination qui peut être à l'intérieur ou à l'extérieur du bâtiment. A 10 h, ils sont en moyenne 75 % à occuper le bureau dans lequel se situe leur poste de travail.

La distribution pour l'ensemble du modèle générique (Figure 23) est obtenue en affectant aléatoirement une catégorie d'horaires à chacun des 1 000 occupants simulés. La probabilité de choisir une catégorie est égale à sa part relative au sein de la typologie (cf. Tableau 2).

L'écart-type de 30 min sur l'heure de première arrivée de chaque type d'horaire présente l'avantage d'être suffisamment élevé pour lisser la distribution des heures d'arrivée lorsque toutes les catégories de la typologie sont incluses (Figure 23). Ainsi, la typologie n'induit pas d'artefact créant par exemple un pic d'arrivée à 8 h et un autre à 9 h avec un vide entre les deux. Les heures d'arrivée produites par le modèle générique suivent une distribution proche d'une loi normale.

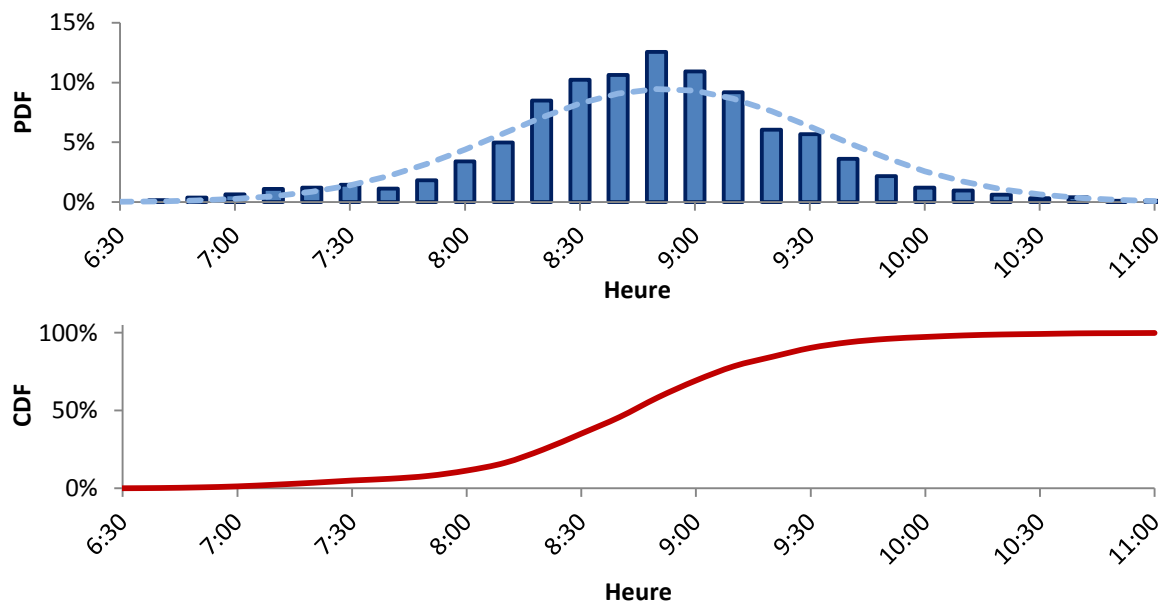


Figure 23 : Distribution de probabilité des heures de première arrivée produites par le modèle générique. La PDF est comparée avec la loi normale de même moyenne (i.e. 8h47) et écart-type (i.e. 42 min) tracée en pointillés bleu-ciel

Les heures d'arrivées mesurées et simulées par Page et al. sont présentées sur la Figure 24 à titre informatif, l'objectif du modèle générique n'étant pas de s'en rapprocher. On observe que les heures d'arrivée dans les bureaux instrumentés ont lieu particulièrement tôt (assez nettement avant 8 h dans la majorité des cas). Les catégories de la typologie correspondant le mieux à de tels horaires sont les

catégories « standard 8 à 4 » et, surtout, « extensif matin et après-midi », avec des heures moyennes d'arrivée de 7h42 et 7h19 respectivement. Les parts relatives de ces deux catégories valent respectivement 5,9 et 3,6 %. Les profils mesurés sont donc très peu représentatifs de l'ensemble des horaires de bureaux en France (pour rappel le bâtiment instrumenté est situé à Lausanne en Suisse). Ceci nous conduit à souligner l'intérêt de l'utilisation d'une typologie basée sur des statistiques plus larges et la nécessité de contextualiser des résultats de mesures ou d'enquêtes sur ce thème.

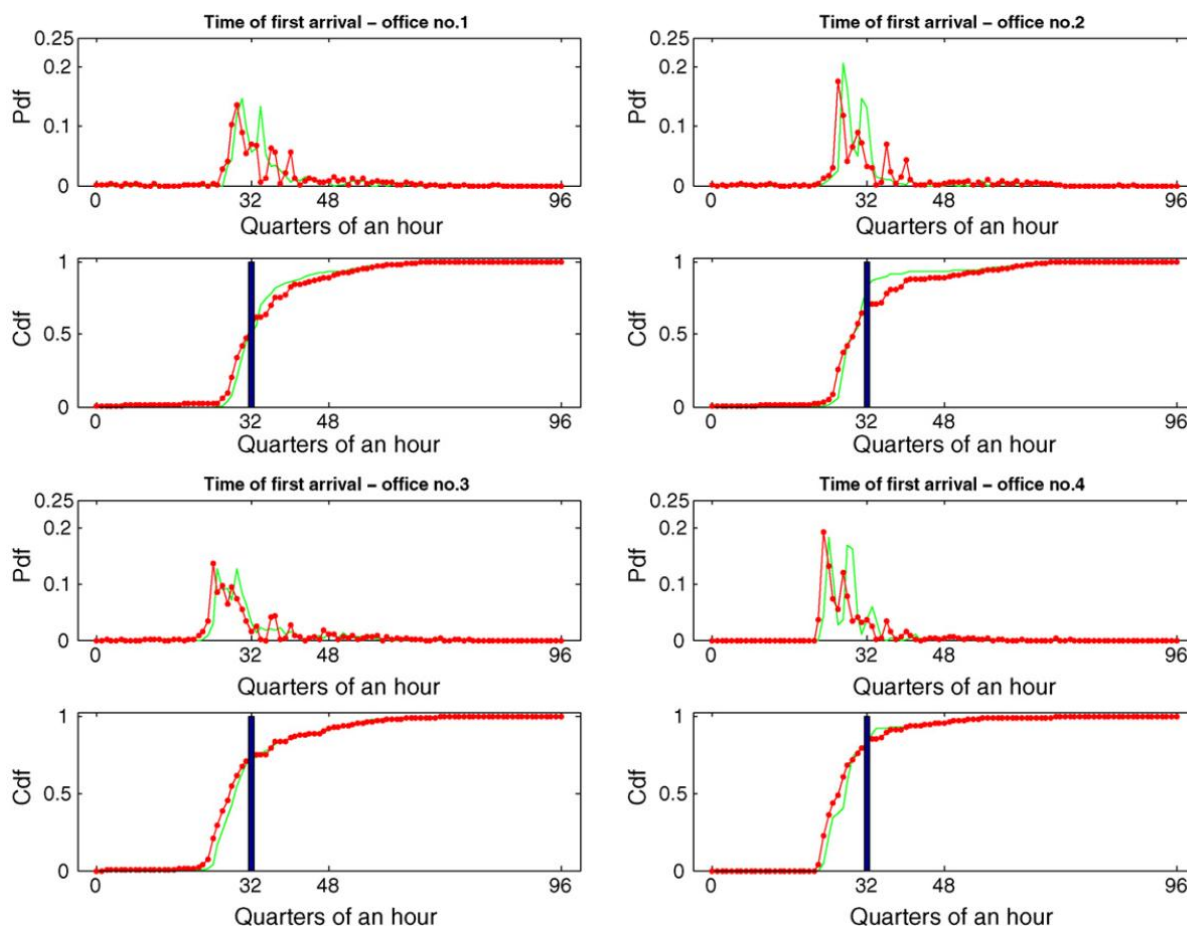


Figure 24 : Comparaison entre mesures (vert) et simulations avec le modèle de Page et al. (rouge) des PDFs et CDFs de l'heure de première arrivée pour quatre bureaux individuels. Les histogrammes bleus représentent les valeurs d'un scénario standard. Source : Page et al. (2008)

2.5.4 Heure de dernier départ

Comme pour les heures d'arrivée, les valeurs de probabilité de présence permettant d'obtenir la distribution des heures de dernier départ répondant aux critères fixés sont déterminées empiriquement. Il s'agit bien sûr cette fois d'une suite décroissante située aux pas de temps proches de l'heure moyenne de dernier départ. Les valeurs sont fournies dans le Tableau 5 pour le type « standard 9 à 5 ». Sur le plateau avant 16h40 et après 18h10, les probabilités de présence sont constantes (et valent respectivement 0,75 et 0,0001) Les distributions des heures de départ générées par le modèle pour ce type d'horaires sont présentées sur la Figure 25.

Tableau 5 : Valeurs des probabilités de présence aux pas de temps proches de l'heure moyenne de dernier départ pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 »

16:30	16:40	16:50	17:00	17:10	17:20	17:30	17:40	17:50	18:00	18:10
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

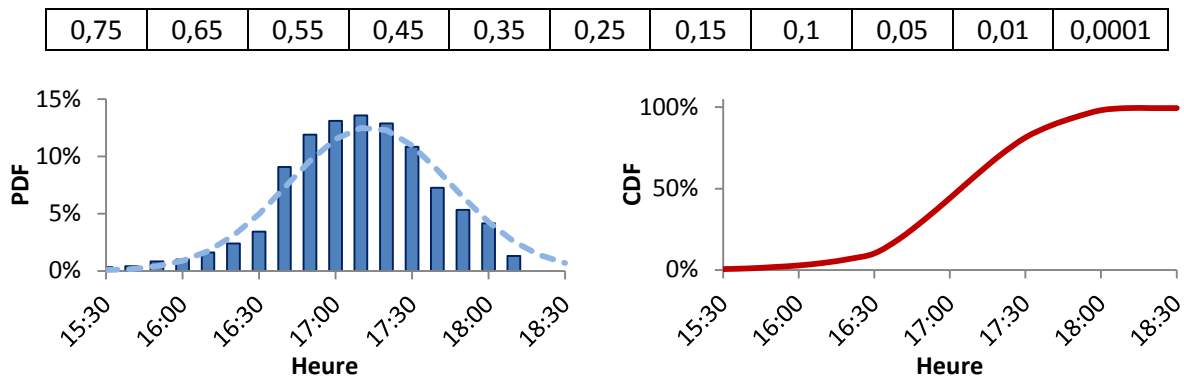


Figure 25 : Distribution de probabilité des heures de dernier départ pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 ». La PDF est comparée avec la loi normale de même moyenne (i.e. 8h45) et écart-type (i.e. 30 min) tracée en pointillés bleu-ciel

La Figure 26 permet d'observer la distribution des heures de dernier départ produites par le modèle générique lorsque les types d'horaires sont choisis aléatoirement. Les différences entre catégories sont plus prononcées que pour les heures d'arrivée. La moyenne se situe à 17h45 et l'écart-type est de 7h06. La fonction de densité de probabilité s'étale de 15h30 à 21h00. Elle possède plusieurs maximums locaux et ne présente pas de similitude particulière avec la loi normale de mêmes moyenne et écart-type, contrairement aux heures d'arrivée. Les heures de départ moyennes des différents types d'horaires sont trop espacées pour que la distribution soit lissée avec un écart-type fixé à 30 min. Il nous a semblé préférable de conserver cette distribution plutôt que d'augmenter la valeur de l'écart-type.

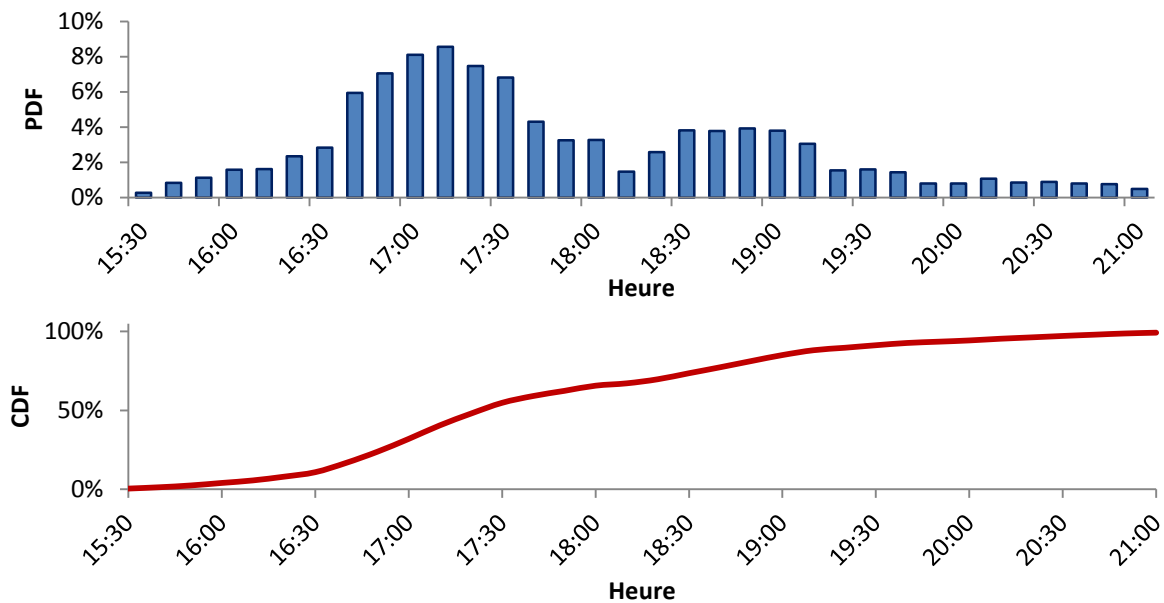


Figure 26 : Distribution de probabilité des heures de dernier départ produites par le modèle générique

Les heures de dernier départ mesurées et simulées par Page et al. sont présentées sur la Figure 27. Elles ont lieu assez tôt dans l'ensemble avec des départs fréquents dès 15h. Dans une très grande majorité des cas, elles se situent avant 18h. Les catégories les plus proches de tels horaires de départ sont les « standard 8 à 4 » et « standard 9 à 5 ».

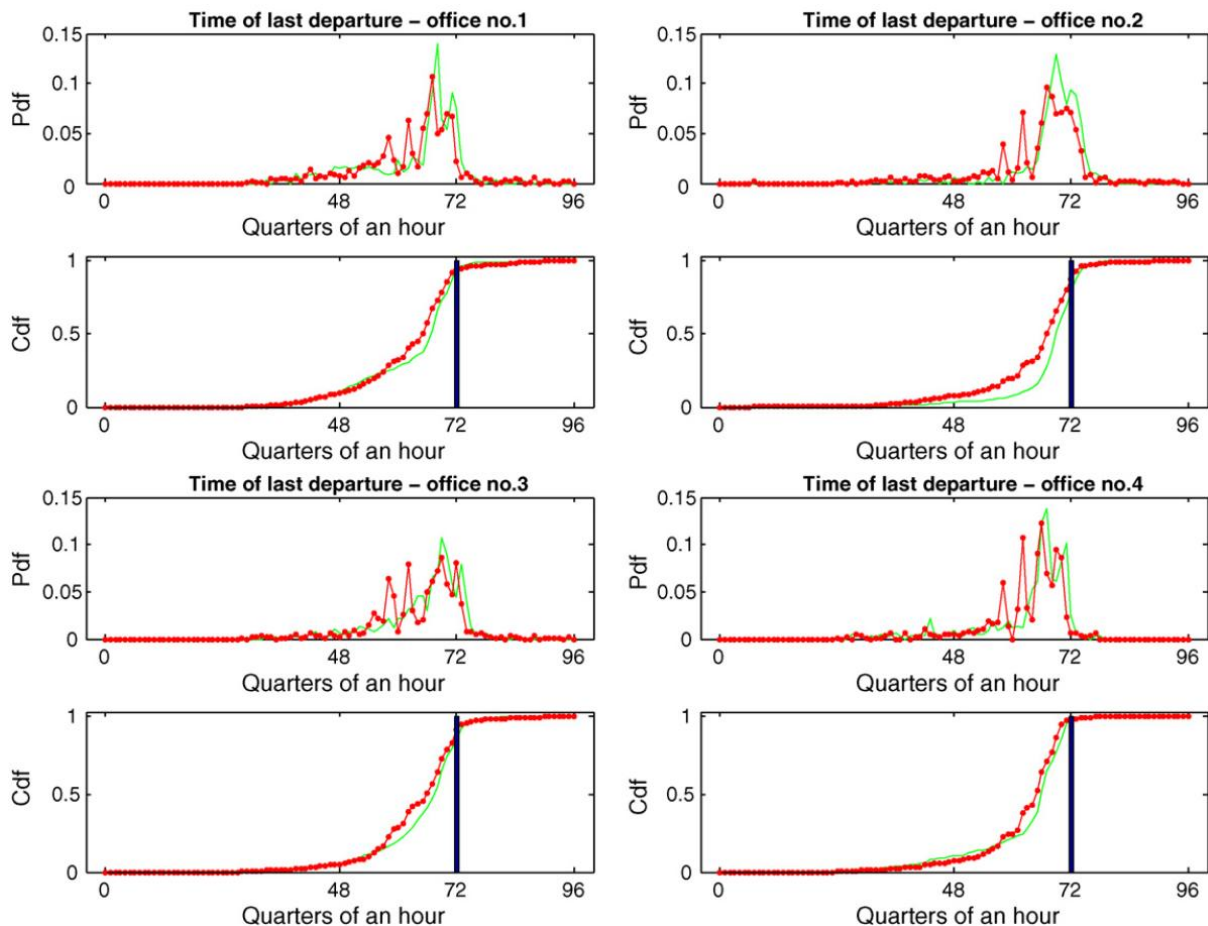


Figure 27 : Comparaison entre mesures (vert) et simulations avec le modèle de Page et al. (rouge) des PDFs et CDFs de l'heure de dernier départ pour quatre bureaux individuels. Les histogrammes bleus représentent les valeurs d'un scénario standard. Source : Page et al. (2008)

Remarque : Au vu des présences cumulées et des heures de départ et d'arrivée, il semble que les occupants observés par Page et al. effectuent des journées de travail relativement irrégulières. S'il fallait les relier à la typologie utilisée, il s'agirait d'une alternance de journées « standard 8 à 4 », « standard 9 à 5 » et « extensif matin et après-midi », avec une dominante pour le type « standard 8 à 4 » auquel, vraisemblablement, elles auraient été rattachées par la méthode d'appariement optimal. Les alternances de types d'horaires ne sont pas prises en compte par le modèle générique qui associe à chaque occupant un type unique pour les cinq jours ouvrés. Il est tout à fait envisageable de les intégrer. En effet, rien n'empêche de construire des semaines « à la carte » en combinant les différents types et les jours de repos. La typologie basée sur les semainiers (cf. 2.4.2) présentait l'avantage de fournir les agencements les plus courants avec leur représentativité. Malheureusement, elle n'établissait pas de lien suffisamment précis entre catégories d'horaires et types d'occupants (identifiés par une catégorie socioprofessionnelle). Il n'était par conséquent pas possible de la réduire au seul travail de bureau. Le suivi de l'évolution des travaux de sociologie menés dans le domaine permettra peut-être d'améliorer le modèle sur ce point dans le futur.

2.5.5 Position et durée des pauses déjeuner

Les pauses déjeuner ne sont pas distinguées des autres périodes d'absences intermédiaires dans les mesures de Page et al. (2008) et Liao et al (2012). Nous n'avons pas trouvé d'éléments sur ce point dans la littérature et la typologie dérivée des EET ne fournit pas d'indications sur cet aspect. Par hypothèse, les

pauses déjeuner durent en moyenne une heure avec un écart-type de vingt minutes ; elles sont centrées sur midi pour les catégories « standard 8 à 4 » et « extensif matin et après-midi », sur 12h30 pour la catégorie « standard 9 à 5 » et sur 13h00 pour les autres catégories. La suite de probabilités de présence calibrée empiriquement de manière à reproduire ces caractéristiques est donnée dans le Tableau 6. La probabilité de présence sur les plateaux avant 12h20 et après 14h00 est égale à 0,75.

Tableau 6 : Valeurs des probabilités de présence aux pas de temps proches de l'heure moyenne du milieu de la pause déjeuner pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 »

12:20	12:30	12:40	12:50	13:00	13:10	13:20	13:30	13:40	13:50	14:00
0,75	0,5	0,2	0,05	0,05	0,05	0,05	0,2	0,45	0,7	0,75

La Figure 28 présente la distribution des durées des pauses déjeuner correspondante. La marge de manœuvre pour ajuster la forme de la distribution est plus faible que pour les heures d'arrivée ou de départ puisqu'il faut qu'à une série décroissante succède une série croissante sur un faible nombre de pas de temps. La PDF obtenue est assez éloignée de la loi normale de même moyenne et de même écart-type.

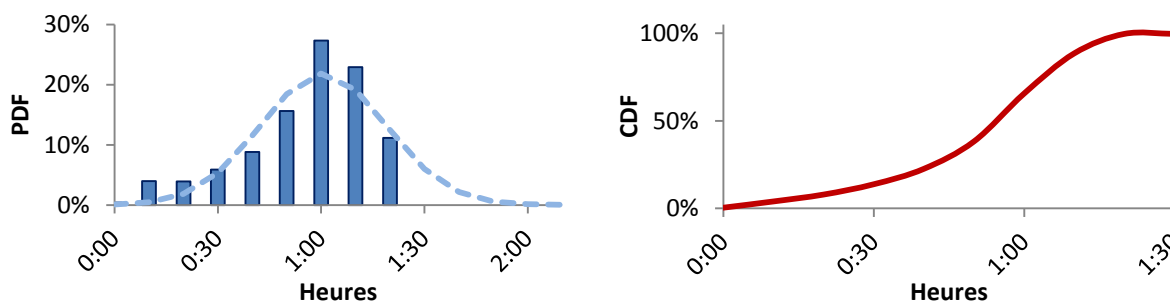


Figure 28 : Distribution de probabilité des durées de pause déjeuner pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 ». La PDF est comparée avec la loi normale de même moyenne (i.e. 56 min) et écart-type (i.e. 18 min) tracée en pointillés bleu-ciel

2.5.6 Profil de probabilité de présence calibré

Le calibrage des profils de probabilités de présence des cinq catégories d'horaire est achevé. La Figure 29 permet d'observer l'allure du profil associé à la journée de travail type « standard 9 à 5 ».

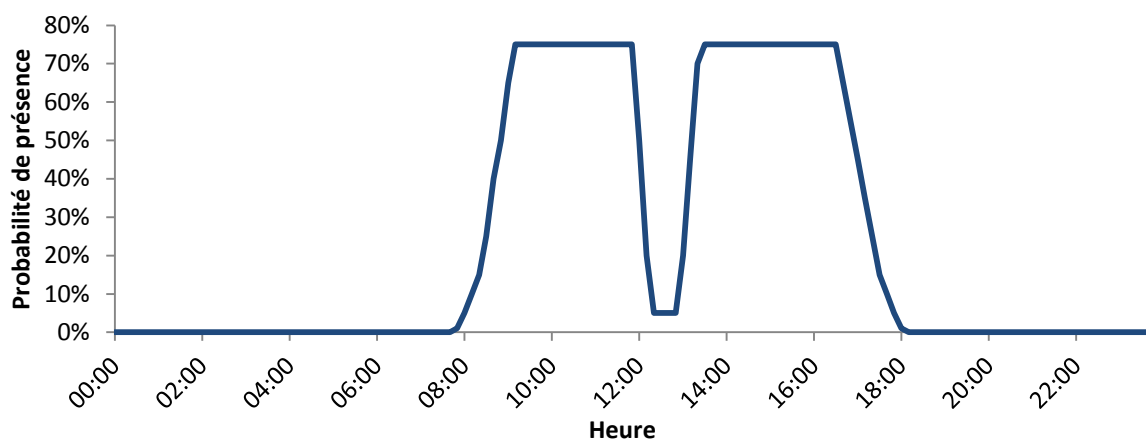


Figure 29 : Profil de probabilité de présence calibré pour la catégorie d'horaires « standard 9 à 5 »

A titre d'exemple, la Figure 30 présente le scénario de présence généré par le modèle sur cinq jours ouvrés pour 10 occupants associés à ce profil de probabilité de présence.

Remarque : En faisant tendre n vers l'infini, la moyenne des n profils de présence journaliers générés (de type « standard 9 à 5 ») tendrait vers le profil de probabilité de présence présenté sur la Figure 29.

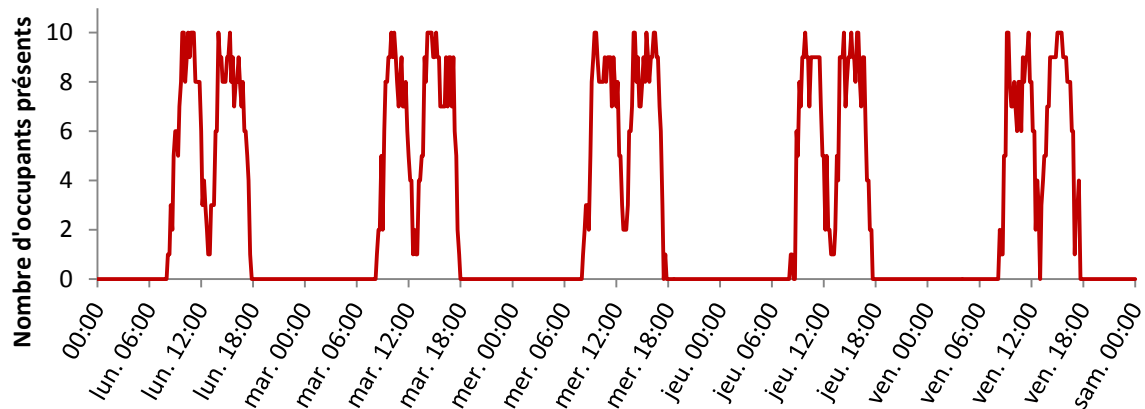


Figure 30 : Scénario de présence généré par le modèle sur une semaine pour 10 occupants associés au type de journée de travail « standard 9 à 5 »

2.6 Vérification du comportement du modèle

Le calibrage étant achevé, il s'agit à présent de s'assurer que les scénarios de présence générés par le modèle sont cohérents vis-à-vis de plusieurs indicateurs. Les distributions des grandeurs suivantes seront tour à tour analysées :

- la durée de présence cumulée sur une journée ;
- la durée de présence cumulée sur une semaine ;
- les durées des périodes de présence intermédiaire ;
- les durées des périodes d'absence intermédiaire.

Les résultats sont donnés pour le modèle générique intégrant les cinq catégories d'horaires. Une catégorie d'horaires est affectée aléatoirement à chacun des 1 000 occupants simulés.

2.6.1 Durée de présence cumulée sur une journée

La moyenne et l'écart-type des durées de présence cumulée (au poste de travail) au cours d'une journée de travail générées par le modèle générique sont respectivement 6h05 et 2h10. La distribution est représentée sur la Figure 31. Elle apparaît en moyenne plus élevée (cf. discussion précédente sur la valeur moyenne de 6 h) et moins dispersée que ses homologues mesurée et simulée par Page et al. (Figure 32) qui présentent plus de journées courtes voire très courtes (les journées de présence nulle sont exclues). Le modèle générique, en revanche, ne produit pas de journées pour lesquelles la présence cumulée est inférieure à 2 h. Cela s'explique notamment par le choix de ne considérer aucune présence durant le week-end alors que les mesures font état de brèves périodes de présence aussi bien le samedi que le dimanche. Certaines courtes périodes de présence enregistrées peuvent aussi correspondre à des entrées dans le bureau de personnes tierces (collègues, personnel d'entretien) durant une journée d'absence, alors que ce phénomène n'est pas intégré au modèle.

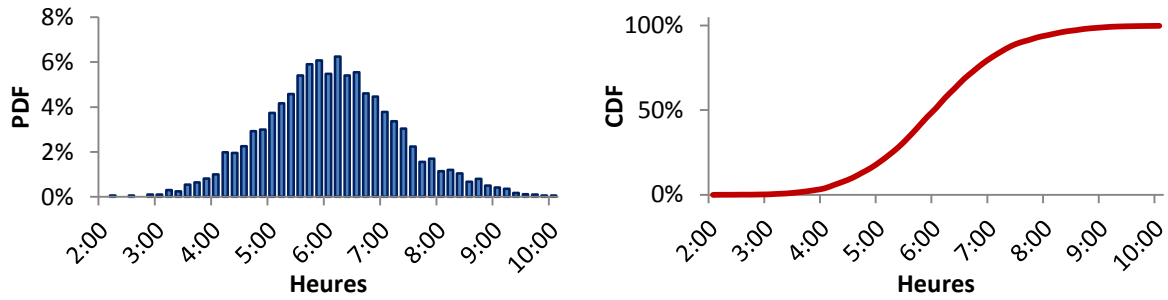


Figure 31 : Distribution de probabilité de la durée de présence cumulée sur une journée générée par le modèle générique

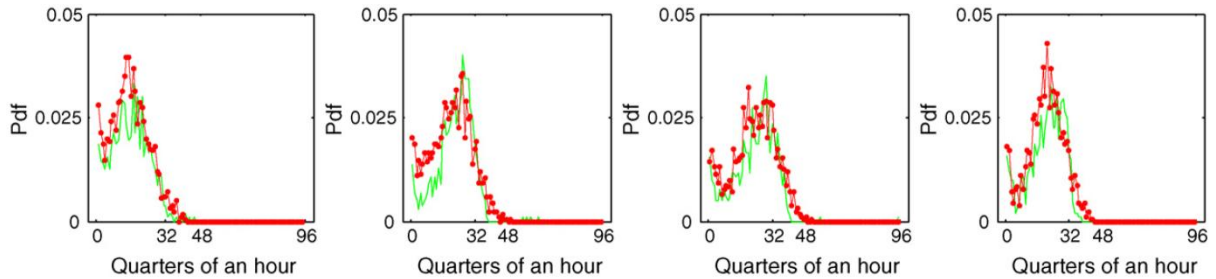


Figure 32 : Comparaison entre mesures et simulations avec le modèle de Page et al. (rouge) des PDFs et CDFs de la présence cumulée sur une journée pour quatre bureaux individuels. Source : Page et al. (2008)

2.6.2 Durée de présence cumulée sur une semaine

Les durées de présence cumulée sur une semaine de travail générées par le modèle générique sont en moyenne de 30h13 avec un écart-type de 19h50. Pour rappel, les résultats sont donnés pour le modèle générique intégrant les cinq catégories d'horaires. Les écarts de présence cumulée moyenne entre types d'horaires participent plus à la dispersion globale que les écarts entre scénarios générés à partir d'un même type d'horaire.

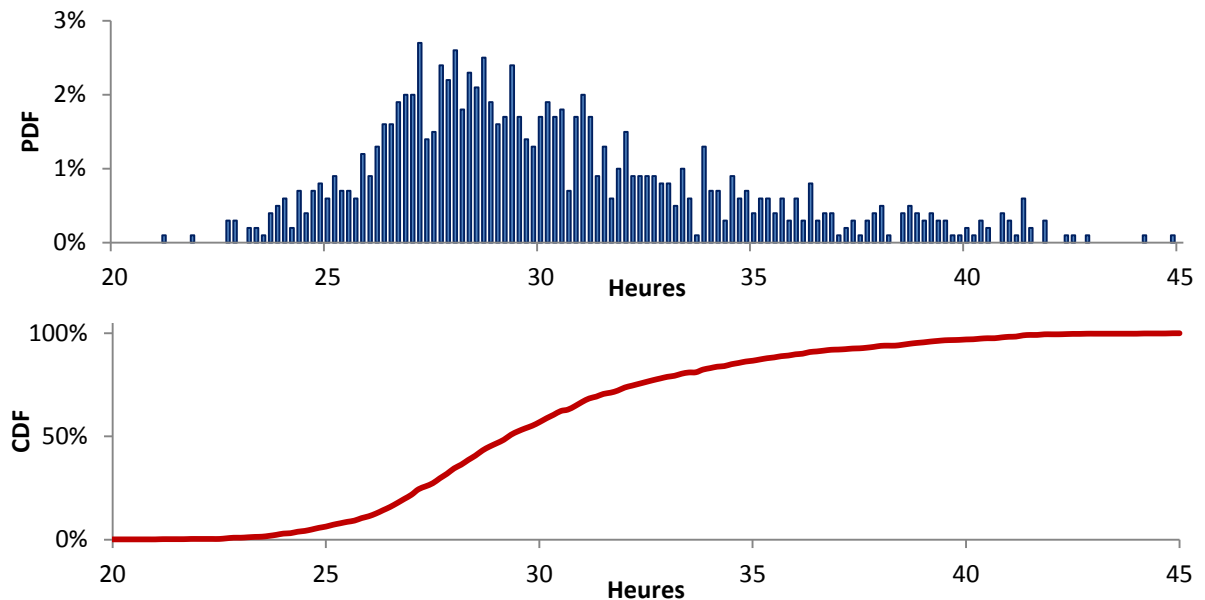


Figure 33 : Distribution de probabilité de la durée de présence cumulée sur une semaine générée par le modèle générique

La Figure 34 présente les mesures et les résultats de simulation de Page et al. pour cet indicateur sur quatre bureaux. Les longues absences ne sont pas exclues ce qui rend plus délicate la comparaison avec les résultats du modèle générique. Les durées sont variables d'un bureau à l'autre avec des valeurs notablement plus faibles pour le bureau n°1 indiquant qu'il s'agit d'une personne travaillant

fréquemment hors de son bureau ou employée à temps partiel. Les CDFs, plus lisibles, indiquent une répartition de l'essentiel des valeurs entre 80 et 140 quarts d'heure soit entre 20 et 35 h. Compte tenu des longues absences (5 semaines minimum, soit une correction d'au moins 10 %) les durées pour les quatre bureaux mesurés sont en bonne adéquation avec les durées produites par le modèle générique. Les durées produites par le modèle sont tout de même légèrement supérieures ce qui s'explique par le choix de calibrage sur une durée moyenne de présence cumulée journalière de 6 h (cf. 2.5.2.2). On remarquera que les durées mesurées et simulées sont systématiquement inférieures aux durées de présence prévues par les scénarios conventionnels (40 h pour le scénario représenté par un histogramme bleu sur la Figure 34 issue de Page et.al (2008) et 45 h pour les scénarios de la RT 2012).

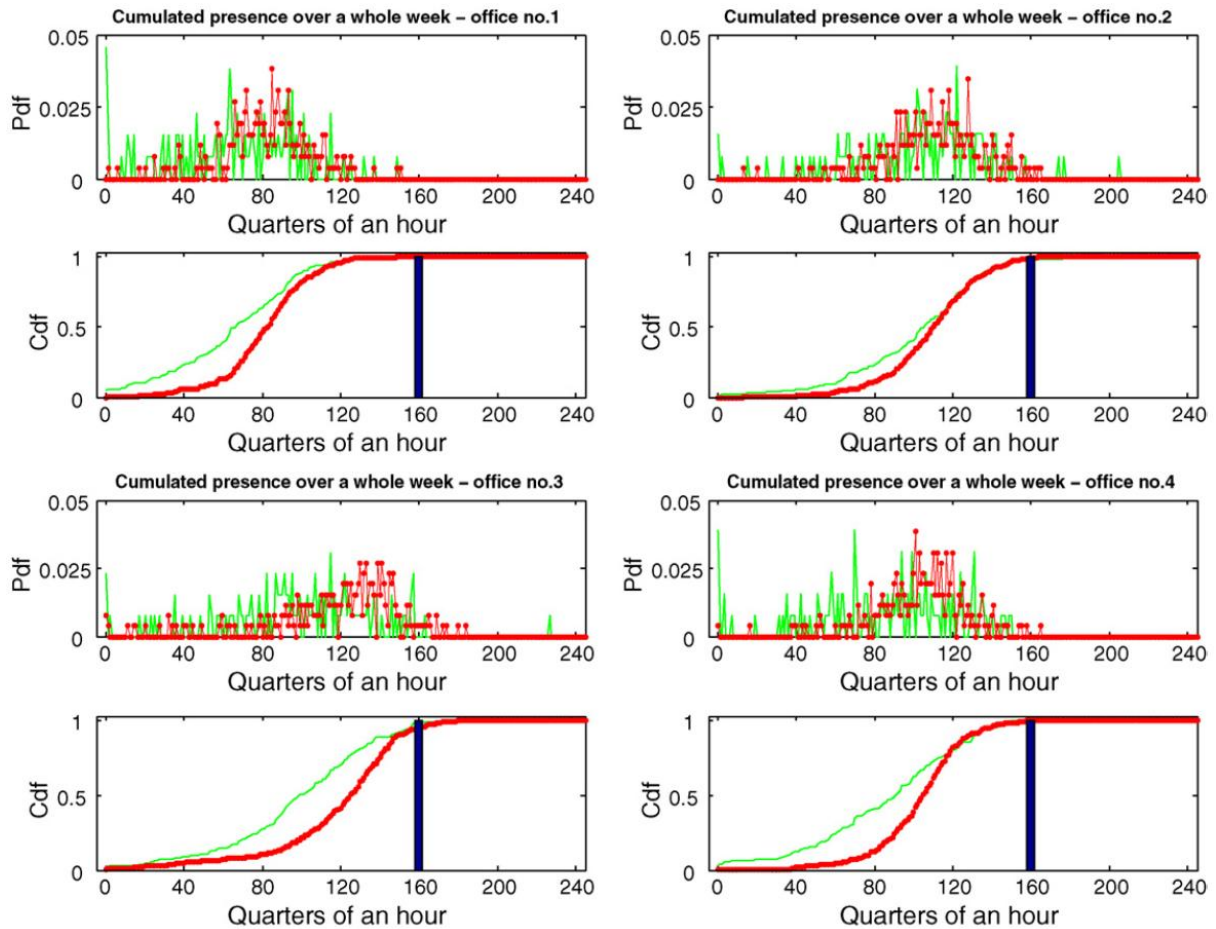


Figure 34 : Comparaison entre mesures (vert) et simulations avec le modèle de Page et al. (rouge) des PDFs et CDFs de la présence cumulée sur une semaine pour quatre bureaux individuels. Les histogrammes bleus représentent les valeurs d'un scénario standard. Source : Page et al. (2008)

2.6.3 Durées des périodes de présence intermédiaire

La moyenne des durées des périodes de présence intermédiaires (i.e. les périodes de présence ininterrompues) est de 1h06 et l'écart-type de 55 minutes. La distribution issue du modèle générique (Figure 35) possède les mêmes caractéristiques générales que celles provenant des campagnes de mesure de Page et al. (Figure 36). Les périodes de présence continue de courtes durées sont les plus fréquentes tandis que celles de plus de 4 h sont très rares. Entre les deux, la PDF décroît régulièrement.

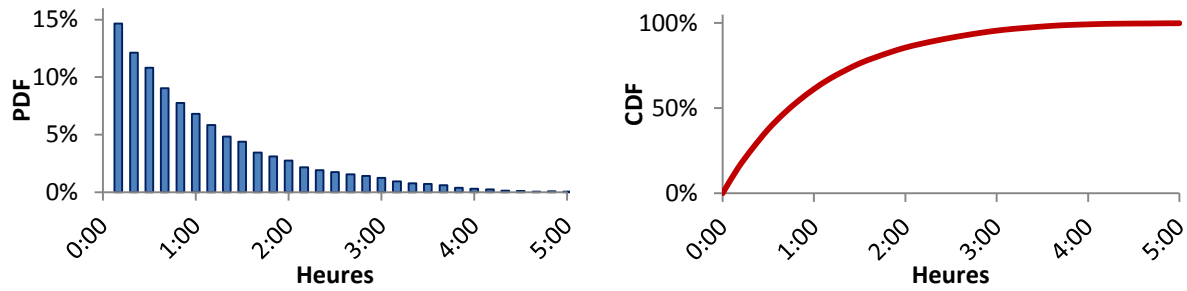


Figure 35 : Distribution de probabilité des durées des périodes de présence intermédiaire produites par le modèle générique

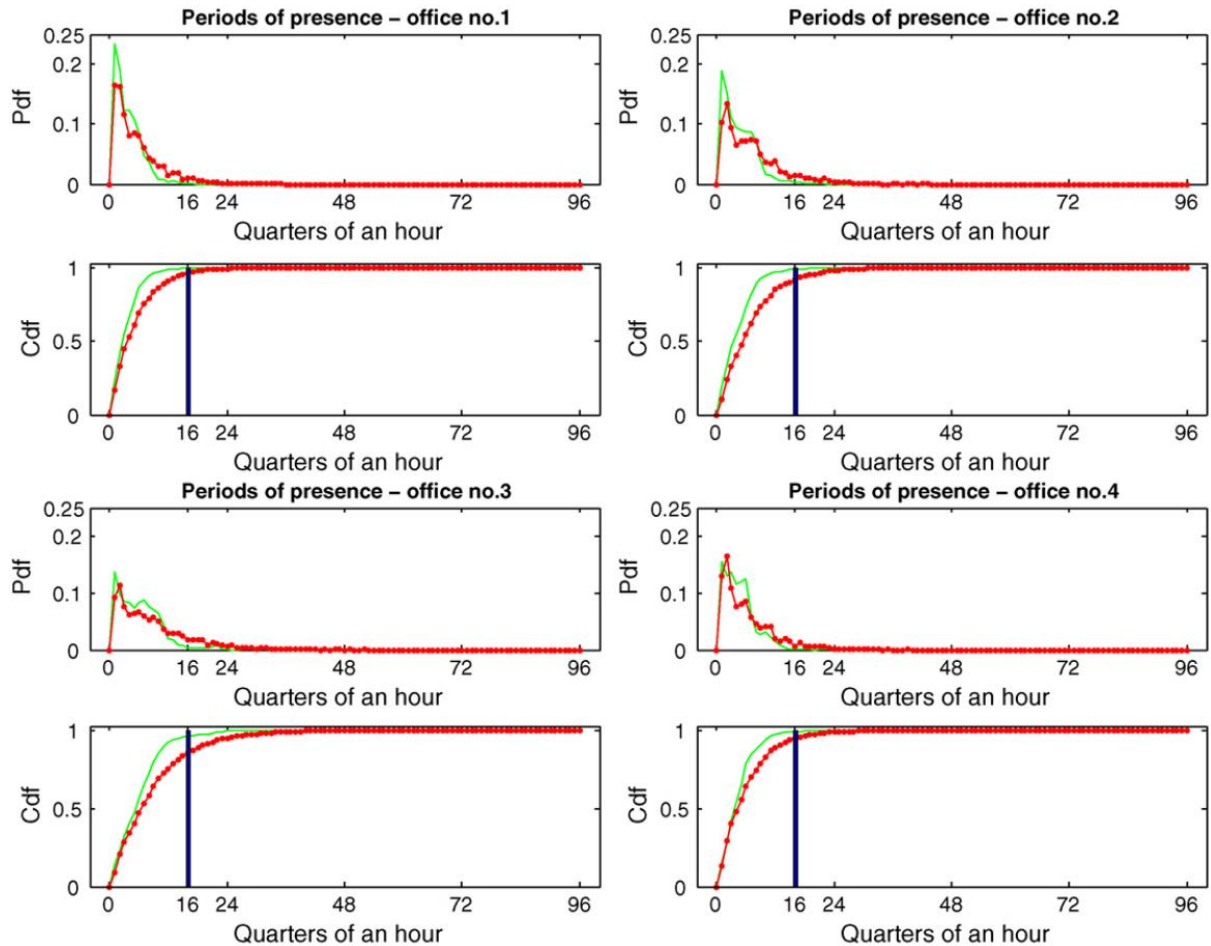


Figure 36 : Comparaison entre mesures (vert) et simulations avec le modèle de Page et al. (rouge) des PDFs et CDFs de la durée des périodes de présence intermédiaire pour quatre bureaux individuels. Les histogrammes bleus représentent les valeurs d'un scénario standard. Source : Page et al. (2008)

2.6.4 Durées des périodes d'absence intermédiaire

La moyenne et l'écart-type des durées des périodes d'absence intermédiaire sont respectivement de 38 et 33 minutes. Conformément aux mesures réalisées par Page et al. (Figure 38), les absences les plus fréquemment générées par le modèle correspondent à des pauses de 10, 20 ou 30 minutes (cf. Figure 37). Le plateau situé dans l'intervalle compris entre 40 minutes et 1h20 correspond aux repas du midi (cf. § 2.5.5), comptabilisés comme absence intermédiaire.

Remarque : Contrairement à celles issues des mesures et simulations Page et al. (Figure 38) les distributions présentées sur la Figure 37 n'incluent pas les absences entre les journées de travail (durée d'environ 14 h).

Par rapport aux mesures, on peut observer que le modèle générique produit peu d'absences intermédiaires de durée comprise entre 2 et 4 heures (dont on peut supposer qu'elles correspondent notamment à des réunions). Cette différence a la même origine que l'écart constaté entre les mesures et les sorties du modèle générique sur les durées de présence cumulées : l'arrondi à la valeur supérieure de 6 h pour la durée moyenne de présence cumulée journalière. Ce choix avait conduit à fixer la probabilité de présence sur les plateaux à 0,75. En calibrant le modèle sur une durée plus faible (p.ex. 5h45) la probabilité de présence sur les plateaux aurait été plus faible (p.ex. 0,72). Le paramètre de mobilité aurait été également recalibré de manière à produire le nombre souhaité de changements d'états (cf. § 2.5.2.3, en l'occurrence la valeur du paramètre de mobilité aurait donc été diminuée) et le modèle aurait ainsi produit des durées d'absences intermédiaires plus longues. Cependant, nous avons préféré conserver cette valeur haute de la fourchette pour la durée de présence cumulée plutôt que de risquer de sous-estimer le taux de présence total dans le bâtiment (puisque le modèle considère les occupants comme présents uniquement lorsqu'ils sont précisément dans leur bureau).

Une solution pour produire plus d'absences intermédiaires de durées comprises entre 2 et 4 heures consisterait à passer à un modèle de Markov hybride. La durée de la période d'absence serait alors déterminée à l'instant de la transition présent-absent, l'état serait fixé à « absent » durant cette période et le processus MCMC ne reprendrait son cours qu'à la fin de la période. La distribution des durées de périodes d'absence serait alors établie de manière indépendante, en intégrant des données sur les réunions par exemple. Elle pourrait également dépendre du jour de la semaine et/ou de l'heure de la journée. Quoi qu'il en soit, l'erreur induite sur les durées de présence cumulée reste plutôt marginale (cf. supra § 2.6.1 et 2.6.2). La sensibilité des résultats de simulation aux paramètres du modèle générique (paramètre de mobilité et catégorie d'horaires) sera analysée au chapitre 6. Les résultats de cette analyse permettront de juger de la nécessité d'affiner le modèle générique et de l'améliorer sur ce point.

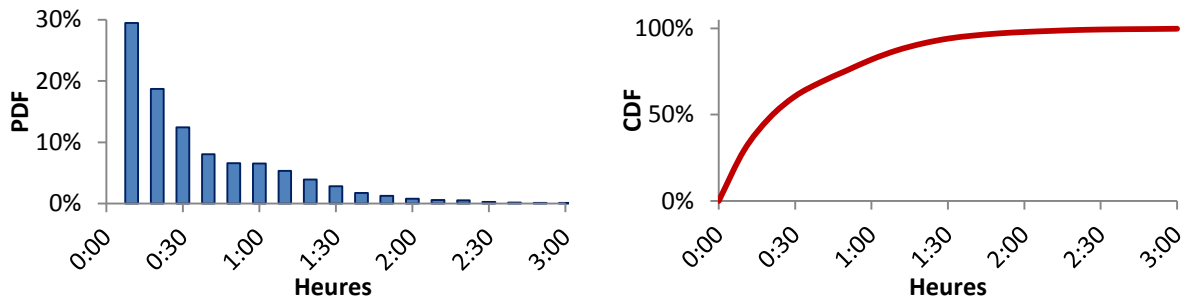


Figure 37 : Distribution de probabilité des durées des périodes d'absence intermédiaire produites par le modèle générique

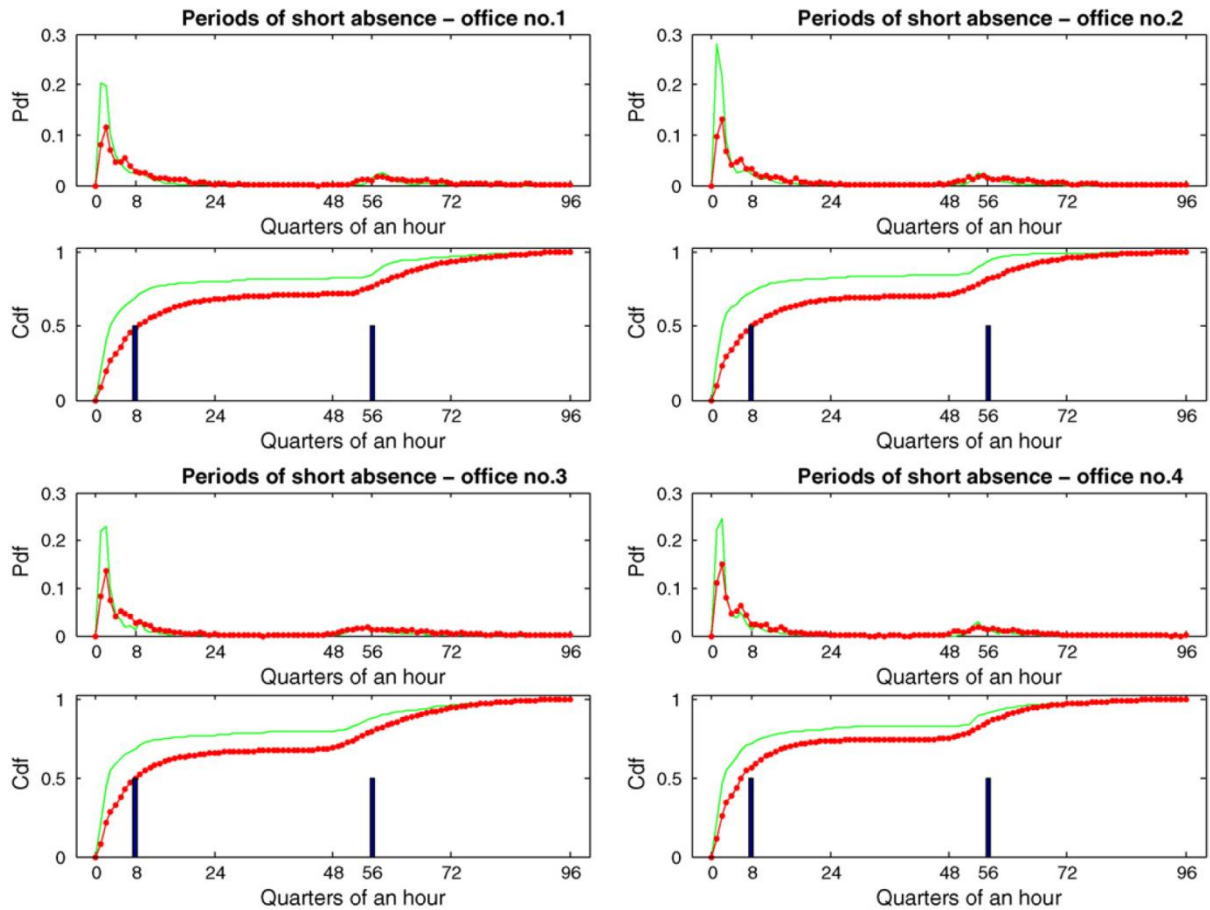


Figure 38 : Comparaison entre mesures (vert) et simulations avec le modèle de Page et al. (rouge) des PDFs et CDFs de la durée des périodes d'absence intermédiaire pour quatre bureaux individuels. Les histogrammes bleus représentent les valeurs d'un scénario standard. Source : Page et al. (2008)

2.6.5 Profil de présence moyen généré par le modèle

Le développement de modèles stochastiques sur différents aspects du comportement des occupants conduit à utiliser des sources nouvelles telles que les EET ou des campagnes de mesures fines des consommations électriques (chapitre 5). L'utilisation classique des modèles stochastiques est la méthode de Monte-Carlo par laquelle on obtient la distribution d'une sortie de la simulation (et a fortiori l'estimation de son espérance) au prix d'un nombre élevé de simulations. Mais les modèles développés permettent également de définir des scénarios moyens. Par exemple, un scénario moyen de présence dans les bureaux peut être obtenu après un nombre suffisant de répétitions du modèle générique. La question se pose alors de savoir si l'utilisation de ces scénarios moyens comme scénarios déterministes conduit à une valeur de la sortie proche de l'espérance estimée par la méthode de Monte-Carlo. Si tel est le cas, les scénarios moyens peuvent remplacer avantageusement les scénarios conventionnels dans les usages courants de la STD comme la comparaison d'alternatives architecturales en phase de conception. La coûteuse méthode de Monte-Carlo ne sera alors utilisée qu'en dernière instance pour évaluer la sensibilité des résultats à la variété des comportements. Le scénario moyen de présence pour les bureaux issu du modèle générique est présenté à la Figure 39.

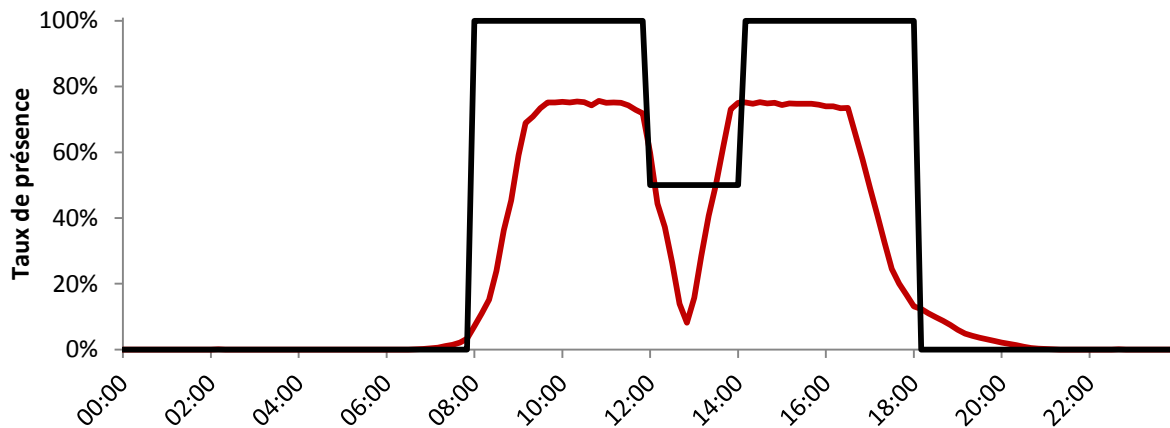


Figure 39 : Scénario moyen de présence pour un jour ouvré produit par le modèle générique pour 1 000 individus (en rouge) et scénario conventionnel correspondant tiré des règles Th-BCE 2012 (en noir)

La Figure 39 révèle des différences significatives entre le scénario de présence moyen produit par modèle générique et le scénario conventionnel de la méthode réglementaire. La présence journalière totale à l'intérieur de la zone de travail (après décompte des absences intermédiaires) est de 6h05, c'est à dire inférieure de 30 % aux 9 h du scénario conventionnel. La différence (d'amplitude identique) en termes d'apports métaboliques implique que les besoins de chauffages seront supérieurs et les besoins de rafraîchissement inférieurs si le scénario moyen est utilisé en lieu et place du scénario conventionnel. Cependant la chaleur dégagée par le métabolisme des occupants ne représente qu'une fraction des apports internes, il est donc trop tôt pour tirer des conclusions quant à l'effet de l'utilisation des scénarios moyens sur les besoins de chauffage et de rafraîchissement.

Le fait que la présence cumulée dans la zone de travail soit plus faible avec le modèle stochastique qu'avec le scénario déterministe ne signifie pas pour autant que l'écart entre l'heure de première arrivée et l'heure de dernier départ est plus petit. Avec le modèle stochastique la première arrivée a lieu parfois avant 8 h et le dernier départ se produit souvent après 18 h. Cela ne sera sans doute pas sans conséquences sur les besoins d'éclairage ni sur les besoins de chauffage dans la mesure où la régulation, quand elle existe, est ajustée sur les périodes d'occupation du bâtiment les plus larges. Ainsi un bâtiment de bureau sera chauffé jusqu'à 20 h même si seulement 5 % des personnes qui y travaillent restent jusqu'à cette heure et ces deux heures supplémentaires, sans apports solaires et avec peu d'apports internes pourront être particulièrement énergivores. De plus, elles correspondent à la période de pointe de la demande d'électricité et peuvent donc induire des impacts environnementaux importants liés aux filières qui assurent la production de pointe (centrales thermiques, importations...).

Les scénarios moyens et conventionnels ont été comparés en terme d'horaires de présence. Un second facteur n'a pas encore été introduit, il s'agit du nombre d'occupants, exprimé le plus souvent par une densité en nombre d'individus par m².

2.7 Variabilité du nombre d'occupants

2.7.1 Distribution de la densité d'occupation

La réglementation Th-BCE 2012 considère la valeur de 0,1 occ/m² (10 m² par personne) dans les bureaux³⁸. En réalité, la densité est variable entre bâtiments et entre zones à l'intérieur d'un même bâtiment. Peu d'études existent sur ce sujet. L'espace disponible est seulement identifié d'après des enquêtes comme un facteur impactant fortement la satisfaction des occupants (Inkarojrit, 2005).

Les valeurs de densité exposées par la suite reposent sur des données britanniques, faute de données correspondantes pour la France³⁹. Le British Council for Offices (2009) fait état d'une moyenne de 11,8 m²/occ dont 77 % entre 8 et 13 m²/occ et souligne que « par le passé la norme a été de 10 m² par personne mais la recherche a montré que très peu de bâtiments sont occupés avec une densité aussi élevée. » D'après Korolija et al (2013), des résultats similaires ont été obtenus lorsque l'échantillon a été restreint aux espaces de travail, la répartition des densités étant alors la suivante: 71 % des occupants ont entre 7 et 12 m²/personne, 6 % entre 5 et 6 m²/personne et 23 % entre 13 et 20 m²/personne.

La distribution utilisée dans le modèle (Figure 40), est cohérente avec les répartitions et la moyenne évoquées.

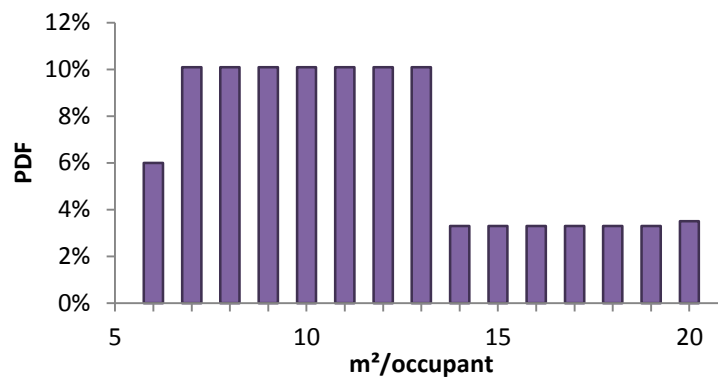


Figure 40 : Distribution de probabilité de la densité d'occupation dans les bâtiments de bureaux

2.7.2 Création des occupants et affectation aux zones du bâtiment

Nous décrivons à présent le processus de création des occupants lors de l'utilisation du modèle pour la STD. Ce paragraphe relève essentiellement de l'aspect pratique du couplage en présentant notamment les marges de manœuvre proposées à l'utilisateur.

Le fonctionnement du modèle générique de présence dans les bureaux requiert un certain nombre d'entrées. L'interface utilisateur du logiciel employé dans le cadre de cette thèse a été modifiée en conséquence⁴⁰. En premier lieu, toutes les zones thermiques du projet doivent être marquées comme

³⁸ Le Code du travail français n'impose pas d'espace minimal pour les postes de travail. Le salarié doit seulement disposer d'une liberté de mouvement suffisante. L'INRS (Institut national de recherche et de sécurité pour la prévention des accidents du travail et des maladies professionnelles) recommande un espace d'environ 10 m² par personne – Norme Afnor N° X35-

³⁹ Nous supposons que les densités d'occupation des bureaux sont similaires en France. Une telle extrapolation serait impossible avec des pays plus éloignés sur les plans de la législation du travail et de la culture.

⁴⁰ Le modèle pourrait potentiellement être mis en communication avec n'importe quel outil de STD.

étant de type « logement », « bureaux » ou « autre ». Les zones de type « bureaux » ne doivent inclure que des pièces de travail. Les salles de formation ou de réunion, les espaces dédiés à la détente ou à la cuisine, les circulations, les sanitaires-vestiaires etc. doivent être signalés comme « autres ». Ils ne sont pas concernés par les modèles stochastiques et nécessitent de renseigner des scénarios déterministes ou d'utiliser les scénarios conventionnels. A chaque zone de type « bureaux » est alloué un nombre d'occupants. Il est possible de renseigner directement ce nombre, sinon, plusieurs ratios sont suggérés⁴¹ :

- 10 m²/occ par défaut⁴² (ratio utilisé dans la réglementation thermique) ;
- 14 m²/occ pour les bureaux cellulaires ;
- 9 m²/occ pour les open spaces.

Si l'utilisateur n'a pas d'information quant à la densité d'occupation du bâtiment modélisé, il peut choisir d'appliquer un ratio aléatoire pour chaque zone ou pour l'ensemble du bâtiment. Le ratio est alors déterminé par la MTI à partir de la distribution des densités d'occupation (cf. § précédent). Le nombre d'occupants associé à une zone est ensuite déduit de sa densité d'occupation⁴³.

L'utilisation de scénarios déterministes pour les zones « autres » pose la question du nombre total d'occupants présents à un instant t dans le bâtiment. L'approche classique (en particulier du calcul réglementaire) consistant à appliquer des scénarios déterministes à l'ensemble des pièces conduit vraisemblablement à une surestimation du nombre d'occupants présents en comptabilisant plusieurs fois les mêmes individus (les bureaux conservent un taux d'occupation constant indépendamment du scénario d'occupation des salles de réunion par exemple). Avec notre modèle, la question est moins tranchée. Les occupants associés aux zones de « bureaux » quittent leurs postes de travail au cours de la journée pour des périodes dites « d'absence intermédiaire ». Lorsque cela se produit, ils sont alors considérés comme absents de leur bureau et ces absences peuvent se combiner plus ou moins bien avec les scénarios déterministes affectés aux pièces communes, salles de réunion, sanitaires etc. Les surestimations dues à des redondances entre occupation des bureaux et des pièces communes restent probables. Des sous-estimations du nombre d'occupants présents sont aussi envisageables, notamment si le bâtiment compte une proportion élevée de « bureaux » et peu d'espace « autre ». Dans ce cas en effet, une partie des absences prévues par le modèle qui devraient correspondre à une absence de la pièce mais pas du bâtiment ne seront pas compensées par la présence des pièces « autre » prévues par les scénarios déterministes. Le suivi des individus à l'intérieur du bâtiment permettrait d'intégrer les pièces « autres » au modèle stochastique (avec des questions supplémentaires concernant les individus en visite dans le bâtiment). Il constitue une perspective de travail mais nous avons vu qu'à l'heure actuelle, les modèles à même de suivre les occupants exigent un nombre d'entrées trop élevé⁴⁴.

Le calcul du nombre d'occupants n'est pas effectué directement à partir de la surface de la zone mais pour chaque pièce comprise dans la zone. Aucune entrée supplémentaire n'est exigée, les

⁴¹ Les valeurs pour les bureaux individuels et les open-spaces sont tirées de Korolija et al. (2013).

⁴² Le Code du travail français n'impose pas d'espace minimal pour les postes de travail. Le salarié doit seulement disposer d'une liberté de mouvement suffisante. L'INRS (Institut national de recherche et de sécurité pour la prévention des accidents du travail et des maladies professionnelles) recommande un espace d'environ 10 m² par personne – Norme Afnor N° X35-

⁴³ L'arrondi est fait à l'entier supérieur ou inférieur en comparant la décimale à un nombre tiré au sort sur [0, 1] suivant une loi de probabilité uniforme (p.ex. avec un ratio de 10 occ/m² une zone de bureau de 34m² a 60 % de chances d'être associée à 3 occupants et 40 % de chances d'être associée à 4 occupants).

⁴⁴ Voir le modèle de Liao et al. (2012) dans l'état de l'art au § 2.2.

caractéristiques des pièces de la zone étant contenues dans le modèle de bâtiment. Chaque occupant peut ainsi être associé à la pièce exacte où se trouve son poste de travail. Cela permettra par la suite d'utiliser des calculs d'éclairage du logiciel *Radiance* (effectués par pièce), pour simuler la gestion des dispositifs d'occultation et de l'éclairage artificiel. Les fenêtres susceptibles d'être ouvertes et fermées par un occupant pourront également être identifiées précisément.

Chaque occupant créé est donc associé à une pièce du bâtiment. Il est ensuite rattaché à une catégorie d'horaires de travail. Selon les informations dont dispose l'utilisateur, la catégorie d'horaires peut être renseignée manuellement ou aléatoirement (en fonction des poids de chaque catégorie, cf. Tableau 2) et ce, à différentes échelles : bâtiment entier, par zone ou par occupant. On peut imaginer par exemple que les occupants de la zone i font tous des semaines « standard 9 à 5 » tandis que ceux de la zone j ont des horaires de type « extensif soir ». Les occupants sont aussi associés à un paramètre de mobilité. Celui-ci est fixé à 0,4 par défaut mais des variations peuvent être introduites pour simuler des individus plus ou moins mobiles (la sensibilité des sorties de la STD vis-à-vis du paramètre de mobilité est analysée au chapitre 6). Il serait très utile de disposer de données plus complètes pour définir avec confiance une plage de variation de ce paramètre qui puisse être proposée aux utilisateurs. L'idéal serait de pouvoir associer des valeurs du paramètre de mobilité à des catégories d'emplois et/ou à des secteurs d'activité.

Un scénario de présence hebdomadaire est généré pour chaque occupant à partir de son type d'horaire et de son paramètre de mobilité. Plutôt que de reproduire les calculs sur toutes les semaines de l'année, nous avons fait le choix de dupliquer les scénarios de présence sur l'ensemble des semaines. Plusieurs arguments justifient ce choix :

- La limitation des temps de calcul. Le calcul des probabilités de transition T_{01} et T_{10} ainsi que le processus MCMC n'est effectué que sur une semaine soit pour 1008 pas de temps au lieu des 52416 pas de temps d'une année.
- La répétition d'une semaine sur l'autre de certaines irrégularités est sans doute assez conforme à la réalité (p.ex. une arrivée ou un départ plus tôt ou plus tard certains matins ou certains soirs de la semaine en lien avec la pratique d'activités extraprofessionnelles régulières).

2.8 Intégration des longues absences

Les longues absences liées aux vacances, aux arrêts maladie ou aux déplacements professionnels ont un effet significatif sur la présence annuelle globale. Elles sont pourtant généralement négligées dans les scénarios déterministes. Page et al. (2008) ont cherché à identifier ces périodes et à les intégrer à leur modèle. Ils les définissent comme les absences supérieures à 24 h hors week-end, et nous garderons cette définition. Sur la base des mesures dont ils disposaient, ils ont calculé la probabilité que débute une période de longue absence (à partir du nombre moyen annuel de longues absences) ainsi que la distribution des durées de ces périodes. Leur algorithme teste à chaque pas de temps l'hypothèse d'un départ pour une période longue (toujours suivant un processus type MCMC) et, en cas de départ, lui associe une durée déterminée par la MTI à partir de la distribution des durées de longue absence. Il n'existe pas à notre connaissance d'autre proposition de représentations des longues absences du lieu de travail.

La modélisation de Page et al. présente plusieurs limites.

- Elle repose sur des mesures effectuées sur un échantillon restreint insuffisamment représentatif.

- L'apparition des périodes de longues absences est aléatoire tout au long de l'année. Or en pratique, les gens prennent essentiellement leurs vacances à certaines périodes, notamment aux mois de juillet et août.
- Le fait de tester à chaque pas de temps si l'occupant commence ou non une période de longue absence alourdit l'algorithme.

Une modélisation des longues absences totalement différente a donc été réalisée. Elle se base sur des statistiques issues du champ des sciences sociales et permet de répondre pour l'essentiel aux déficiences relevées ci-dessus. Elle fonctionne suivant un processus indépendant de la génération des scénarios de présence hebdomadaires. Ce dernier établit l'état de présence sur une semaine par pas de temps de 10 min puis reproduit la semaine à l'identique sur l'année. La modélisation présentée ci-dessous superpose les longues absences à ce profil annuel en considérant qu'une journée de vacances ou d'arrêt maladie constitue une absence sur la totalité des 24 h à la date considérée.

2.8.1 Les jours fériés

Par souci de simplicité le premier jour de la simulation annuelle est supposé être le lundi 1^{er} janvier. L'année de simulation comprend ensuite 52 semaines soit 364 jours. Les 11 jours fériés du calendrier sont intégrés, à partir de leurs dates pour l'année 2014, sur des jours fixes dont 10 sont des jours ouvrés (Tableau 7). La proportion de jours ouvrés sur l'année choisie étant plus élevée que la moyenne, le lundi de Pentecôte, au statut ambigu, est supposé travaillé. Le modèle compte donc 9 jours ouvrés fériés.

Tableau 7 : Jours fériés intégrés dans le modèle

Jour férié	Date considérée
1 ^{er} de l'An	Lundi 1 ^{er} janvier
Pâques	Lundi 16 avril
Fête du travail	Mardi 1 ^{er} mai
Armistice 39 - 45	Mardi 8 mai
Ascension	Jeudi 24 mai
<i>Pentecôte</i>	<i>Lundi 4 juin</i>
Fête nationale	Jeudi 14 juillet
Assomption	Jeudi 15 août
Toussaint	Jeudi 1 ^{er} novembre
Armistice 14 - 18	Dimanche 11 novembre
Noël	Mardi 25 décembre

2.8.2 Les arrêts maladie

Plusieurs études fournissent des données statistiques exploitables sur la question des absences pour arrêts maladie. Cependant une difficulté est apparue : ces diverses études reposent sur des sources différentes et leurs résultats sont parfois anormalement divergents. Il nous a fallu réaliser une synthèse des sources pour identifier les données les plus fiables et en écarter d'autres qui risquaient d'être moins solides.

Cette difficulté s'est posée de manière exacerbée dès la première question à laquelle il nous a fallu répondre, à savoir « quelle est la proportion des travailleurs de bureaux qui s'absente au moins une fois dans l'année à cause d'un arrêt maladie ? ».

2.8.2.1 Proportion de la population active ayant connue au moins un épisode d'arrêt maladie au cours de l'année

Les données collectés dans la littérature sur ce thème sont regroupés dans le Tableau 8.

Tableau 8 : Comparaison des données existantes sur la proportion de travailleurs ayant été en arrêt maladie au moins une fois dans l'année

Référence	Source statistique	Résultats
	Enquête Européenne sur les Conditions de Travail réalisée en 2010. Echantillon pour la France d'environ 1000 ménages ⁴⁵	63 % des personnes interrogées déclarent n'avoir jamais été absentes du travail pour des raisons de santé au cours des 12 derniers mois ⁴⁶ .
(Guillot et al.f, 2007)	Panel Européen de Ménages Vague 8 (2001) Echantillon de 5 343 ménages (environ 10 000 individus)	En réduisant l'échantillon aux individus ayant été continûment en emploi au cours des 12 mois précédents l'enquête (soit 4 320 individus), il ressort que 12,7 % ont connu une (ou plusieurs) période(s) d'arrêt pour cause de maladie.
(Gimeno et al., 2004)	Enquête européenne sur les conditions de travail (2000)	Pour la France : 14,3 % des personnes interrogées déclarent avoir eu au moins une journée d'absence du travail au cours des 12 derniers mois à cause d'un accident de travail, de problèmes de santé rattachés au travail ou d'autres problèmes de santé.
(Ben Halima et Debrand, 2011)	Base Hygie ⁴⁷	Après avoir éliminé les arrêts supérieurs à 90 jours (7 % du nombre d'arrêts), 6,7 % des travailleurs ont eu au moins un épisode d'arrêt de travail en 2004 pour des raisons de santé. (8,1 % chez les femmes contre 5,2 % chez les hommes.)
(Ben Halima et al., 2012)	Base Hygie. Echantillon : 262 998 salariés du secteur privé âgés de 25 à 65 ans répartis dans 146 495 établissements résidant en France.	En 2005, 23 % de la population de l'échantillon a pris au moins un arrêt maladie.
(Bouville, 2010)	Enquête Surveillance médicale des expositions aux risques professionnels (SUMER) 2003. ⁴⁸	28 % des employés de l'échantillon ont eu au moins un arrêt de travail pour maladie au cours des 12 derniers mois.

⁴⁵ http://www.eurofound.europa.eu/surveys/smt/ewcs/methodology_fr.htm

⁴⁶ http://www.eurofound.europa.eu/surveys/smt/ewcs/ewcs2010_07_05_fr.htm

⁴⁷ La base Hygie a été construite par l'IRDES (Institut de Recherche et Documentation en Economie de la Santé) à partir de la fusion des fichiers de l'Assurance maladie (CNAMTS) et de l'Assurance vieillesse (CNAV) sur les salariés du secteur privé en France en 2005.

⁴⁸ Questionnaires en deux temps qui s'adressent aux employés par l'intermédiaire des médecins du travail : <http://travail-emploi.gouv.fr/etudes-recherches-statistiques-de,76/statistiques,78/conditions-de-travail-et-sante,80/les-enquetes-surveillance-medicale,1999/methodologie-et-bibliographie,2013.html>

(Kusnik- Joinville et al., 2006) CNAM, points de repères n°5	Données CNAMTS (Caisse Nationale de l'Assurance Maladie des Travailleurs Salariés). Echantillon Permanent d'Assurés Sociaux (EPAS) et Echantillon Permanent de Bénéficiaires (EPIB). ⁴⁹	Selon les échantillons entre 20 % (EPAS) et 23 % (EPIB) de la population active assurée au régime général a bénéficié d'un arrêt de travail pour maladie en 2005.
--	--	---

On observe des différences importantes parmi les résultats exposés ci-dessus. Selon les études, la proportion de travailleurs qui s'est arrêtée pour raison de santé au moins une fois dans l'année varie de 7 % à 37 %. Ces deux résultats extrêmes ont été écartés pour les raisons suivantes : les 7 % de Ben Halima et Debrand (2011) ont été interprétés par nous comme une erreur, corrigée par la suite puisque les mêmes auteurs dans une publication plus tardive (Ben Halima et al., 2012) proposent un résultat plus cohérent avec les autres données disponibles (23 %). Les 37 % de l'Enquête européenne sur les conditions de travail ont été rejetés car ce résultat est trop isolé et repose sur l'échantillon le plus faible parmi les différentes études comparées. Restent deux groupes de résultats, le premier composé de Guillot et al. (2007) et Gimeno et al. (2004) proposant un taux de 13 ou 14 % et le second composé de Kusnik-Joinville et al. (2006), Bouville (2010) et Ben Halima et al. (2012) qui suggère un taux d'environ 25 %. Plusieurs hypothèses ont été envisagées pour expliquer ces différences.

Dans un premier temps, nous avons vérifié que les échantillons couvraient bien les mêmes secteurs d'activité (privé/public, industrie/tertiaire, etc.), les mêmes types d'emplois (temps plein/temps partiel, cadre/profession intermédiaire/ouvrier/etc.) et les mêmes catégories de la population. Mais la source des divergences ne réside pas là puisqu'elles existent entre des études issues d'échantillons qui recouvrent l'ensemble des secteurs d'activité et des emplois, par exemple entre Guillot et al. (2007) et Kusnik-Joinville et al. (2006). Par ailleurs, les différences entre les secteurs d'activité ou les types d'emploi ne sont pas d'un ordre de grandeur tel qu'elles puissent expliquer les différences observées (Guillot et al. 2007).

De plus, le fait que seuls les salariés qui ont été continuent en activité au cours des 12 mois précédents l'enquête soient pris en compte dans Guillot et al. (2007) devrait tendre à surestimer le nombre d'arrêts maladie si l'on en croit Ben Halima et al. (2012) qui constatent qu'un individu passé par un épisode de chômage dans l'année prend moins d'arrêts pour cause de maladie. Enfin, tous les échantillons se veulent représentatifs de l'ensemble de la population active en termes d'âge et de genre.

Nous avons ensuite vérifié que les absences recensées étaient bien du même type : il s'agit bien dans tous les cas des arrêts de travail pour raison de santé hors congés maternité.

Un autre élément susceptible d'expliquer les écarts de résultats est la localisation géographique. En effet, d'importantes disparités existent entre les différents départements français (Ben Halima et al., 2012). Cependant, les échantillons sont tous censés être représentatifs de l'ensemble du territoire national. Il est toutefois envisageable que la sélection des échantillons ait été biaisée dans la répartition géographique des ménages. Nous n'avons pas étudié les méthodologies d'élaboration des échantillons de manière suffisamment détaillée pour pouvoir infirmer cette hypothèse même s'il y a lieu de penser que cet aspect a dû logiquement être maîtrisé. Quoiqu'il en soit nous avons la certitude que les données de la CNAMTS et de la base Hygie (qui en découlent) sont à l'abri d'un tel biais et, d'ailleurs, les résultats peuvent être désagrégés au niveau départemental.

⁴⁹ Sur les échantillons utilisés pour les statistiques de la CNAMTS (Lenormand, 2005).

Les écarts auraient également pu s'expliquer par des différences conjoncturelles liées à la période étudiée. Mais ici encore, les variations temporelles des proportions d'arrêts maladie ne permettent pas d'expliquer les différences. En l'occurrence, d'après l'étude de Kusnik-Joinville et al. (2006) qui recouvre les années 1990 à 2005, cette proportion était plus faible en 2000 et 2001 — date des enquêtes de Guillot et al. (2007) et Gimeno et al. (2004) — qu'en 2003 ou 2005 — période étudiée respectivement dans Bouville (2010) et Ben Halima et al. (2012)— ce qui va dans le sens contraire des écarts observés.

Afin d'expliquer les différences des résultats des études évoquées quant à la proportion de personnes ayant connu au moins un arrêt maladie, reste l'hypothèse du biais propre au moyen d'acquisition des données. En effet, les deux études présentant des taux compris entre 13 et 14 % reposent sur des enquêtes sujettes au biais mémoriel notamment puisqu'il est demandé aux individus de renseigner leurs absences au cours des 12 derniers mois. Il n'est pas impossible également que les personnes interrogées tendent à sous-estimer le nombre de leurs absences de la même manière qu'elles tendent à surestimer leurs heures de présence sur leur lieu de travail lorsqu'on leur demande de les renseigner sur un emploi du temps comme l'avaient constaté Liao et al. (2012). A contrario, les études qui présentent des taux voisins de 25 % se basent sur des données administratives qui comptabilisent les indemnités journalières versées.

Nous nous gardons d'en tirer des conclusions définitives pour autant, tant il nous paraît étonnant qu'un biais capable d'engendrer une telle variabilité des résultats ait pu être négligé. L'existence de ce biais n'est pas non plus attestée dans ce cas. En effet Ferrie et al. (2005) ou encore Voss et al. (2008) observent une convergence relativement bonne entre absences déclarées et absences enregistrées (avec tout de même des écarts). Peut-être la nature de l'enquête et la connaissance par les sujets interrogés de son objectif sont-ils des éléments à prendre davantage en compte. Si l'enquête se focalise sur les absences pour maladie les réponses seront données avec une plus grande attention que si ce n'est qu'une question parmi de nombreuses autres. Et si les personnes interrogées savent que leur réponse sera recoupée avec d'autres données il est possible qu'elles soient plus exactes dans leurs réponses. Cela explique peut-être pourquoi les résultats issus de l'enquête SUMER (Bouville, 2010), qui passe par l'intermédiaire des médecins du travail, présentent une bonne convergence avec les absences enregistrées par l'assurance maladie, contrairement aux enquêtes sur le panel européen des ménages ou aux enquêtes européennes sur les conditions de travail.

En ce qui concerne l'écart entre l'enquête sur les conditions de travail en 2010⁵⁰ (37 %) et son homologue de 2000 (14 %), nous n'avons pas d'explication autre qu'un défaut de solidité de l'échantillon vis-à-vis de cette problématique.

A l'issue du passage en revue des différentes données statistiques disponibles sur ce sujet, nous avons fait le choix d'utiliser autant que possible celles qui proviennent des bases de données CNAMTS et Hygie. Pour la proportion de personnes ayant connu au moins un arrêt maladie, la valeur de 22 % est retenue. Il s'agit d'une valeur intermédiaire entre les valeurs obtenues sur chacune des deux bases de données de la CNAM pour l'ensemble de la population active française sur 2005⁵¹ (année disponible la

⁵⁰ http://www.eurofound.europa.eu/surveys/smt/ewcs/ewcs2010_07_05_fr.htm

⁵¹ Du point de vue de l'évolution temporelle, Kusnik-Joinville et al. (2006) proposent une modélisation permettant de prédire le nombre d'indemnités journalières (IJ) inférieures à 3 mois en fonction de variables explicatives accessibles (le taux de chômage, le niveau de contrôle effectué par les caisses d'assurance maladie, la part des actifs âgés de 55 à 59 ans et la part des enfants âgés de 0 à 4 ans). Partant de là, la proportion de personnes ayant connu

plus récente). Cette valeur est également très proche de celle obtenue par Ben Halima et al. (2012). Elle est ensuite corrigée à 20 % pour tenir compte de l'exclusion des 8 % d'arrêts d'une durée supérieure à 3 mois dont on suppose qu'ils donnent lieu à un remplacement (voir § 2.8.2.2).

Il serait possible de désagréger le taux en fonction de la localisation (par départements), du genre ou encore des tranches d'âge. Cependant, étant donné le niveau de précision souhaité et les marges d'erreur inconnues par ailleurs (comme celle qui dérive de l'application des données pour l'ensemble de la population active à la population réduite aux employés de bureau), il nous apparaît superflu de modéliser les arrêts maladie avec un tel degré de précision.

2.8.2.2 Durée des arrêts maladie

Les tableaux 9 et 10 donnent la répartition des arrêts maladie en fonction de leur durée selon deux sources (Guillot et al., 2007) et (Kusnik-Joinville et al., 2006).

Tableau 9 : Nombre total de jours de maladie au cours des douze derniers mois (Guillot et al., 2007)

Nombre total de jours de maladie au cours des 12 derniers mois (année 2001)	
1 à 15	37,3 %
16 à 30	23,2 %
31 à 60	17,0 %
61 à 90	6,9 %
> 90	15,6 %

Tableau 10 : Répartition des arrêts maladie débutés en 2003 selon la durée de l'arrêt (Kusnik-Joinville et al., 2006)

Statistiques CNAMTS 2003, indemnités journalières		
	% des arrêts	% des IJ
Moins de 8 j	41 %	3 %
Entre 8 et 14 j	23 %	5 %
Entre 15 et 30 j	16 %	9 %
Entre 1 mois et 3 mois	12 %	18 %
Entre 3 et 6 mois	4 %	17 %
Plus de 6 mois	4 %	48 %

Le nombre d'arrêts de durée courte est plus faible d'après Guillot et al. (2007) que d'après Kusnik-Joinville et al. (2006). La proportion d'arrêts d'une durée inférieure à 15 jours est de 37 % dans le premier contre $41 + 23 = 64$ % dans le second, ce qui pourrait confirmer l'hypothèse selon laquelle les personnes interrogées tendent à oublier certains arrêts de courte durée advenus au cours des 12 derniers mois.

Le Tableau 10 met en évidence le fait qu'un petit nombre d'arrêts longs représente en fait la majorité des jours d'arrêt. Ainsi, les arrêts inférieurs à 3 mois concentrent 92 % des arrêts mais seulement 35 % des jours d'arrêt. Cela souligne si besoin est que les moyennes doivent être interprétées avec

au moins un arrêt maladie pourrait être approchée pour l'année en cours. Une autre solution consiste à mettre à jour cette valeur au fur et à mesure de sa publication par l'assurance maladie auquel cas elle sera toujours retardée de quelques années ce qui n'est a priori pas problématique étant donnée sa vitesse de variation et le degré de précision attendu.

prudence. Or celle-ci n'est pas toujours de mise dans la présentation des chiffres sur les arrêts maladie, et notamment à travers le baromètre annuel de l'absentéisme d'Alma Consulting Group⁵² qui ne manipule que des valeurs moyennes par salarié.

On fait l'hypothèse que les arrêts d'une durée supérieure à 3 mois donneront lieu à un remplacement. Ils ne sont donc pas pris en compte dans la modélisation.

Par une analyse de survie⁵³, Ben Halima et Debrand (2011) déterminent une répartition des arrêts de travail en fonction de leur durée. Les durées sont données par pas de temps de 1 jour jusqu'à 30 jours puis par pas de temps de 10 ou 15 jours pour celles comprises entre 31 et 90 jours. La CDF correspondante est représentée sur la Figure 41 (en bleu). La Figure 41 inclut également la répartition issue de Kusnik-Joinville et al. (2006), moins fine, après suppression des arrêts de plus de 3 mois (en rouge). On constate une bonne cohérence entre les deux distributions, confirmant la validité de ses données obtenues à partir de sources indépendantes.

⁵²<http://www.almacg.fr/fileadmin/webmaster-media/espace-presse/communiqués-de-presse/2012/almacg-cp-barometre-absenteisme-040912.pdf>

Ce baromètre constitue un marronnier de la presse française et il fait l'objet chaque année d'articles de la part de la quasi intégralité des quotidiens et hebdomadaires généralistes ou économiques (en septembre 2012 c'est le cas des titres suivants, la liste n'étant pas exhaustive : Le Monde, Libération, Le Figaro, La Croix, La Tribune, la Provence, L'Expansion, Les Echos, Le Parisien, Le Point, Le Nouvel Observateur, L'Express). L'absentéisme y est calculé de la manière suivante :

$$\text{Taux d'absentéisme} = \frac{\text{Nb jours calendaires d'absence sur l'année} \times 100}{\text{Nb jours calendaires sur l'année} \times \text{effectifs CDI au 31 décembre}}$$

Il inclut les absences pour maladie, accident de travail, accident de trajet et maladie professionnelle. Les taux sont calculés par entreprise, par secteur d'activité ou par région et donnent lieu à des classements suivant un champ lexical très scolaire. La presse reprend ensuite à l'unisson la sémantique et les conclusions du rapport. L'article de Libération par exemple s'intitule « *Les salariés ont fait l'école buissonnière 14 jours en 2011* » et tous les articles font état des bons et des mauvais résultats des uns et des autres, décernent la « palme de l'assiduité », félicitent « les meilleurs élèves », blâment les « tires-au-flanc », interprètent les écarts essentiellement en termes d'assiduité et de motivation. Or, à la lecture des chiffres de la CNAMTS, on comprend que ces moyennes par salarié sont en réalité très peu représentatives d'un comportement moyen des salariés puisque plus des 3/4 d'entre eux n'ont aucun arrêt maladie dans l'année et que, parmi ceux qui sont arrêtés au moins une fois, 8 % des arrêts ont une durée supérieure à 3 mois et concentrent 65 % des jours d'arrêt. On comprend également, chose étonnante, qu'il y a des problématiques d'ordre médical qui doivent être rattachées à ces chiffres sur les arrêts maladie et pas seulement des considérations sur l'assiduité, sous-entendu la fainéantise et l'honnêteté, des salariés en lien avec l'absentéisme.

Une telle présentation des chiffres fausse manifestement la perception de cette question comme l'illustrent la plupart des réactions aux articles sur internet. Des salariés qui cotisent à l'assurance maladie et sont loin des 14 jours d'arrêt maladie annuels se sentent dupés, se figurant, comme le laissent entendre les différents articles qu'il est usuel de s'octroyer 14 jours de vacances supplémentaires chaque année sur le compte de l'assurance maladie.

⁵³ L'analyse de survie est une méthode statistique généralement employée pour prévoir la durée qui va précéder l'apparition d'un événement (selon la discipline : défaillance, échec, décès...). La fonction de survie, habituellement notée $S(t)$ définit la probabilité que l'évènement se produise après un temps t donné : $S(t) = P(T > t)$, où T est une variable aléatoire représentant l'instant auquel l'évènement se produit. Relativement à la fonction de survie $S(t)$, sont définis la fonction de distribution cumulative $F(t) = 1 - S(t)$ et la fonction de distribution $f(t) = \frac{dF(t)}{dt}$.

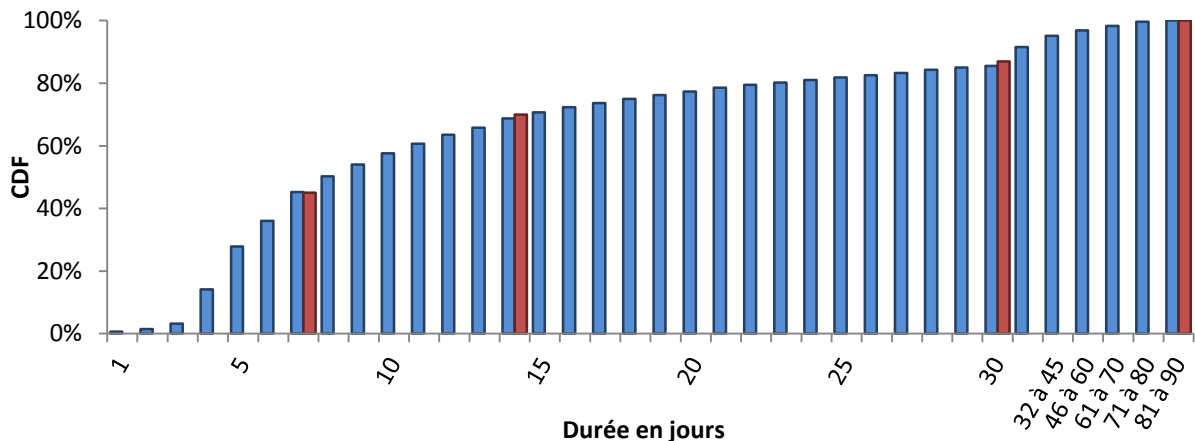


Figure 41 : CDFs des arrêts inférieurs à 3 mois en fonction de leur durée d'après Ben Halima et Debrand (2011) en bleu et d'après Kusnik-Joinville et al. (2006) en rouge

Nous avons supposé que les durées étaient équiprobables sur ces intervalles ce qui nous permet d'avoir la répartition des arrêts de travail en fonction de leur durée jour par jour entre 31 et 90 jours (cf. Tableau 11) et donc, in fine, de 1 à 90 jours. La distribution des durées des arrêts finalement utilisée dans le modèle est présentée sur la Figure 42.

Tableau 11 : Répartition des arrêts pour des durées non détaillées jour par jour dans (Ben Halima et Debrand, 2011) en supposant une distribution uniforme sur les intervalles

Durée de l'arrêt (en jours)	% des arrêts, identique pour chacun des jours de l'intervalle
De 32 à 45	0,40 %
De 46 à 60	0,23 %
De 61 à 70	0,18 %
De 71 à 80	0,14 %
De 81 à 90	0,17 %

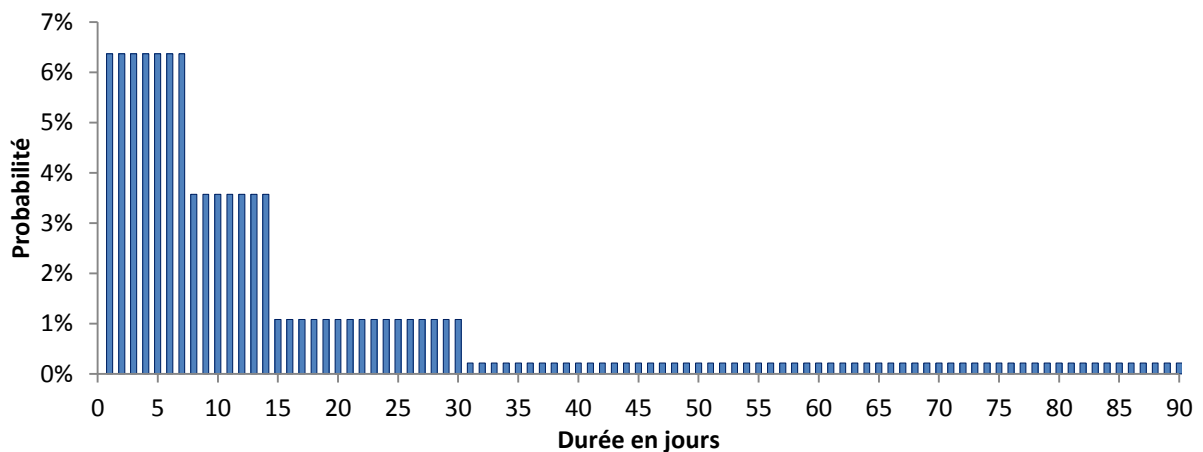


Figure 42 : Distribution de probabilité de la durée des arrêts maladie utilisée par le modèle

2.8.2.3 Nombre de périodes d'arrêts maladie

Il s'agit à présent de connaître le nombre d'épisodes d'arrêt maladie dans l'année pour les personnes qui en connaissent au moins un. Nous n'avons trouvé sur ce thème que les données de Guillot et al. (2007) présentées dans le Tableau 12 :

Tableau 12 : Nombre de périodes de maladie au cours des douze derniers mois d'après (Guillot et al., 2007)

Nombre de périodes	Proportion parmi les individus arrêtés au moins une fois
1	73,8 %
2	17,2 %
3	4,4 %
4	2,2 %
5 et plus	2,4 %

Nous avons déjà fait état des contradictions (faute de pouvoir expliquer les divergences) entre les résultats de Guillot et al. (2007) issus du *Panel européen des ménages* et ceux de la CNAMTS. L'application de cette répartition du nombre de périodes d'arrêts maladie, à la suite des choix de modélisation décrits précédemment, conduit à une surestimation du nombre de jours d'arrêts. En effet, d'après les données CNAMTS, le nombre d'indemnités journalières (IJ) versées en 2005 pour cause de maladie ou d'accident du travail s'élève à 240 millions. En excluant les arrêts supérieurs à 3 mois ce nombre est réduit à 86 millions. Il faut donc que le modèle génère un nombre moyen de jours d'arrêts par salarié tel que rapporté au nombre de salariés total à l'échelle de la France, on retrouve cette valeur de 86 millions. En tenant compte d'un délai de carence moyen de 3 jours⁵⁴ pour passer des jours d'arrêts de travail aux IJ on obtient avec cette répartition (en comptant 5 périodes pour « 5 et plus »), une moyenne de 4,0 IJ par salarié et par an. Pour l'ensemble des 23,5 millions de salariés en France en 2005⁵⁵, cela donne 94 millions d'IJ par an. Suivant cette répartition du nombre de périodes d'arrêts on surestime donc d'environ 10 % le nombre d'IJ correspondant aux arrêts de moins de 3 mois que l'on souhaite modéliser. N'ayant à notre disposition aucune autre donnée relative à ce paramètre nous avons effectué une modification quelque peu arbitraire de la répartition de Guillot et al. (2007) en intégrant les catégories « 4 périodes » et « 5 périodes et plus » à la catégorie « 3 périodes » (qui représente alors 9 % des cas). Avec cette nouvelle répartition (Figure 43), le modèle génère en moyenne 3,7 IJ par salarié et par an soit l'équivalent de 87 millions d'IJ par an (pour les arrêts de moins de 3 mois) ce qui correspond à 1 % près aux statistiques de la CNAMTS.

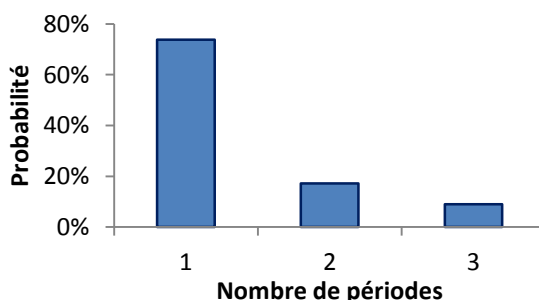


Figure 43 : Distribution de probabilité du nombre de périodes d'arrêt maladie des occupants ayant au moins un arrêt maladie au cours de l'année

⁵⁴ Les 3 premiers jours d'un arrêt de travail pour maladie constituent le délai de carence pendant lequel l'indemnité journalière n'est pas versée. Le délai de carence est, sauf cas particuliers, appliqué pour chaque arrêt de travail pour maladie. En revanche, il ne s'applique ni dans le cas d'un arrêt de travail pour accident du travail ou maladie professionnelle, ni dans le cas d'un congé maternité, d'un congé paternité ou d'un congé d'adoption. <http://www.ameli.fr/employeurs/vos-demarches/arrêt-maladie/l-8217-arrêt-de-travail-pour-maladie/indemnités-journalières.php> Les indemnités sont versées pour chaque jour d'arrêt de travail même les week-end et jours fériés.

⁵⁵ http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=NATnon03146

2.8.2.4 Saisonnalité des arrêts maladie

D'après Kusnik-Joinville et al. (2006), les arrêts de moins de 8 jours sont fortement impactés par les épidémies de grippe et sont par conséquent plus fréquents durant la période hivernale. Les moyennes des nombres d'arrêts de moins de 8 jours pour chaque mois de l'année ont été calculées sur les années 2000 à 2005. La répartition correspondante est donnée sur la Figure 44.

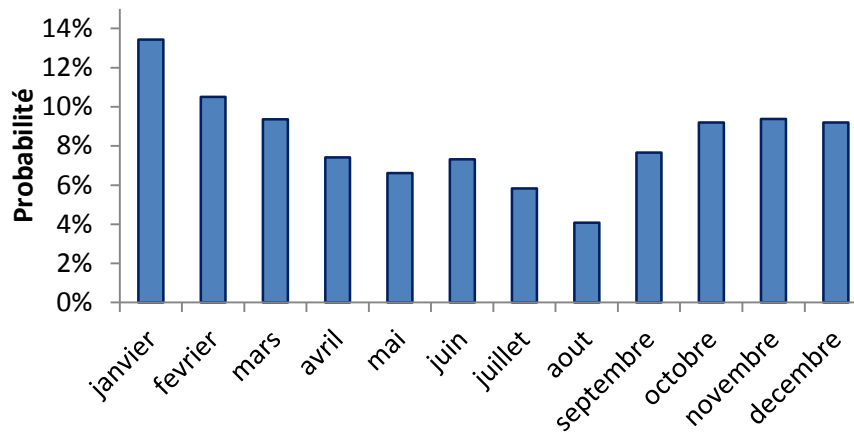


Figure 44 : Saisonnalité des arrêts de moins de 8 jours. (Moyenne sur les années 2000 à 2005 d'après données CNAMTS)

2.8.2.5 Récapitulatif de l'algorithme pour les arrêts maladie

- Lorsqu'un occupant a au moins un arrêt maladie dans l'année, ce qui se produit suivant une probabilité de 20 %, un nombre de périodes d'arrêt lui est attribué par la MTI suivant la distribution présentée sur la Figure 43.
- Ensuite pour chacune de ces périodes :
 - la durée est déterminée par la MTI suivant la distribution présentée sur la Figure 42 ;
 - une date de début est déterminée aléatoirement sur les 364 jours de l'année, sauf si la durée est inférieure à 8 jours, auquel cas, le mois est d'abord fixé suivant la distribution de probabilité associée (cf. Figure 44) puis une date de début est déterminée aléatoirement dans ce mois.
- Des jours d'arrêts maladie peuvent se superposer à des jours de vacances mais ils ne peuvent pas se superposer entre eux. Si un jour est déjà marqué comme « arrêt maladie », l'algorithme passe au jour suivant sans décrémenter la durée de l'arrêt. Les arrêts qui se superposaient sont fusionnés pour n'en former qu'un seul dont la durée est la somme de leurs durées respectives. Cela revient à supposer que le premier arrêt a lieu entièrement et qu'un autre lui succède immédiatement après. Il ne nous a pas semblé nécessaire d'inclure un espacement minimum entre les deux pour la double raison que le cas de figure n'est pas fréquent et que nous n'avons pas les moyens de dire quel devrait être cet espacement. Par ailleurs, si un arrêt est en cours au 31 décembre il se poursuit sur le début de l'année, ce qui évite tout effet de bord.

2.8.3 Les vacances

2.8.3.1 Nombre de jours de congés

En France, les salariés à temps plein ont droit à 5 semaines de congés payés par an (plus éventuellement des jours d'ancienneté). A ces 5 semaines s'ajoutent les jours de récupération de temps

de travail ou RTT, en application de la « loi des 35 heures »⁵⁶. La mise en pratique des 35 heures a donné lieu à plusieurs formules d'aménagement du temps de travail en fonction des secteurs d'activité et des entreprises. Parmi les formules possibles on trouve par exemple :

- 35 heures sans jour RTT, 7 heures par jour, 5 jours par semaine ;
- 37,5 heures par semaine et 12 jours RTT par an ;
- 39 heures par semaine et 24 jours RTT par an ;
- 39 heures par semaine et une demi-journée de RTT par semaine ;
- 39 heures par semaine et deux journées de RTT par période de 4 semaines.

Cette variété des formules possibles rend délicate l'estimation du nombre de jours d'absences liées aux congés par salarié et par an, d'autant que tous les salariés ne prennent pas forcément l'intégralité des jours de vacance auxquels ils ont droit. C'est le cas de 30 % des salariés d'après Estrade et Méda (2002), soit parce que la quantité de travail qu'ils doivent fournir ne le leur permet pas, soit parce qu'ils préfèrent les conserver pour les utiliser à leur convenance.

En l'absence de données statistiques plus précises, le nombre de jours de congés annuels a été modélisé de la manière suivante :

- Il est supérieur ou égal à 25 puisque tous les salariés à temps plein disposent au minimum des 5 semaines de congés payés.
- Il est distribué dans la population selon une loi uniforme sur $[[25; N_{max}]]$.
- N_{max} est calibré par rapport aux statistiques de l'Insee sur le nombre de jours travaillés dans l'année.

Selon l'Insee⁵⁷, la durée annuelle du travail des salariés correspond au « *temps de travail réellement effectué par les salariés. Elle est calculée au niveau de la branche. Elle tient compte de la durée hebdomadaire théorique d'un temps complet, du nombre de semaines dans l'année et des corrections suivantes : travail à temps partiel, congés, chômage partiel, arrêts maladie, maternité et accidents du travail, grèves et heures supplémentaires dès lors que celles-ci sont déclarées et payées par l'employeur.* »

Suivant cette définition le nombre de jours travaillés dans l'année en France métropolitaine pour des personnes travaillant à temps complet la semaine de référence, en emploi au moins 4 trimestres consécutifs, hors enseignants, est en moyenne de 212 pour les salariés et de 271 pour les non salariés⁵⁸. En supposant une proportion de 9 % de travailleurs non salariés⁵⁹, la moyenne est de 217 jours travaillés par occupant et par an. En décomptant les jours fériés et les arrêts maladie⁶⁰, le nombre de jours de congés moyen doit être égal à 31 en moyenne⁶¹, soit $N_{max} = 37$. Si l'utilisateur dispose d'éléments plus précis sur le nombre de jours de congés pris par les occupants, la possibilité lui est laissée de fixer lui-même la valeur de N_{max} à n'importe quelle valeur entière supérieure ou égale à 25.

⁵⁶ Loi relative à la réduction négociée du temps de travail (loi n°2000-37 du 19 janvier 2000).

⁵⁷ Insee, définitions et méthodes.

<http://www.insee.fr/fr/methodes/default.asp?page=definitions/duree-annu-travail-salarie.htm>

⁵⁸ Source : Insee, enquêtes Emploi du 1er au 4ème trimestre 2007.

⁵⁹ Les travailleurs non salariés sont environ 2,5 millions et les travailleurs salariés environ 25 millions en moyenne dans les années 2000-2010. http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=NATnon03146

⁶⁰ 4,5 jours dont 3 jours ouvrés par personne et par an en moyenne dont après exclusion des arrêts supérieurs à 3 mois que l'on suppose remplacés.

⁶¹ $52 \times 5 = 260 - 3 - 9 - 217 = 31$

Remarques :

- l'écart-type généré par le modèle sur le nombre moyen de jours travaillés par an (le modèle ne considérant que des salariés à plein temps) est de 10 jours ;
- l'utilisation des scénarios conventionnels qui ne tiennent pas compte des vacances donne $52 \times 5 = 260$ jours travaillés par an, soit 20 % de plus que le modèle (217 jours).

La Figure 45 présente la distribution du nombre de jours travaillés sur l'année, obtenue par le modèle pour 5 000 individus. Le nombre maximum, 226 jours, correspond à 25 jours de congés et 9 jours fériés. Les arrêts maladie sont à l'origine de la dispersion en direction des valeurs basses (11 individus simulés sur 5 000, non représentés sur la figure, ont travaillé entre 137 et 159 jours).

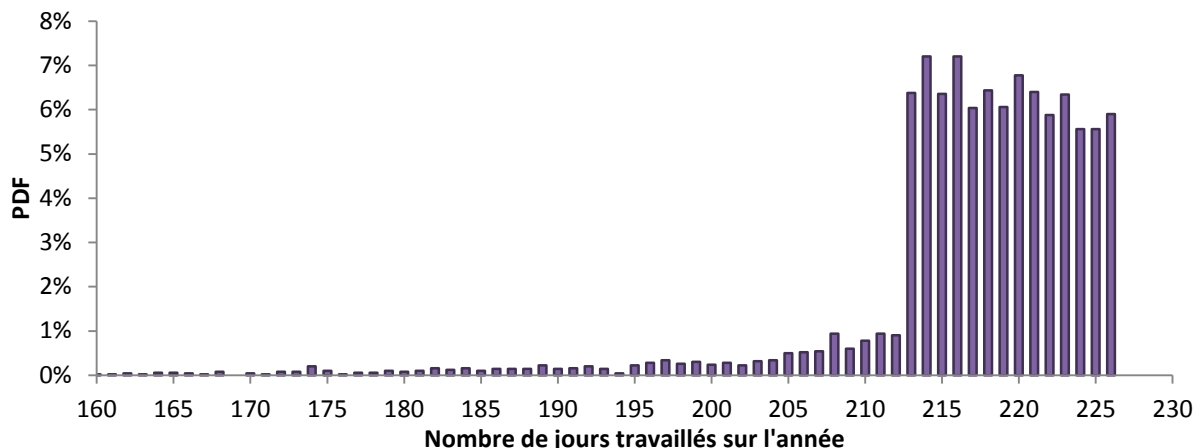


Figure 45 : Distribution du nombre de jours travaillés sur une année d'après le modèle

2.8.3.2 Durée des vacances et répartition mensuelle

La construction du modèle repose sur des données issues de plusieurs enquêtes vacances⁶² menées en 1996, 1999 et 2004 par l'Insee. La définition des vacances utilisée par ces enquêtes est la suivante⁶³ : « voyages d'agrément d'au moins quatre nuits hors du domicile. Sont exclus les déplacements professionnels, les voyages d'études, les séjours motivés par la maladie ou le décès d'un proche, les séjours de santé dans des établissements spécialisés, les courts séjours d'agrément ».

Bien que nous soyons intéressés par les absences du lieu de travail et non par les vacances à proprement parler, la durée et la saisonnalité des absences liées aux vacances seront modélisées d'après des données tirées de ces enquêtes, moyennant quelques hypothèses.

- D'après Rouquette (2001), 4 français sur 10 ne partent pas en vacances au cours de l'année. Pour les besoins de la modélisation, nous supposons que les salariés qui ne partent pas en vacances au sens de la définition de l'Insee prennent leurs jours de congés aux mêmes dates que ceux qui partent.
- Les enquêtes vacances portent sur des échantillons de ménages sélectionnés aléatoirement à partir du recensement de la population (RP 1999) et de la base de sondage des logements neufs (BSLN). La dimension de l'échantillon varie de 5 700 à 7 600 ménages (par exemple 5 900 ménages et 14 300 individus pour l'enquête de 2004). Nous supposons que les résultats agrégés obtenus sur l'ensemble de l'échantillon sont valables sur la portion restreinte de la population

⁶² <http://www.insee.fr/fr/methodes/default.asp?page=sources/ope-enq-epcv-var-vacances.htm>

⁶³ Insee, définitions et méthodes, <http://www.insee.fr/fr/methodes/default.asp?page=definitions/vacances.htm>

que cible notre étude, c'est-à-dire les personnes qui travaillent à temps complet dans des bâtiments de bureaux.

- L'enquête comptabilise le nombre de nuitées de vacances, c'est-à-dire le nombre de nuits passées en dehors du domicile. N'ayant aucune indication sur les heures de départ et de retour, nous faisons l'hypothèse que le nombre de jours de vacances est égal au nombre de nuitées.

a) *Calcul de la durée des périodes de vacances*

Nous avons fait les hypothèses suivantes :

- Le nombre maximal de nuitées est fixé à $Ent(N_{max,i} \frac{5}{7})$, où $N_{max,i}$ est le nombre de jours de congés de chaque occupant i (compris entre 25 et 37, cf. § 2.8.3.1). Sur l'ensemble des nuitées, seuls les jours ouvrés sont décomptés du nombre de congés (d'où le 5/7).
- La simulation prend en compte la distribution estivale entre début mai et fin septembre et la distribution hivernale le reste de l'année. La période estivale est donc inférieure à 6 mois.

D'après les résultats de l'Enquête vacances 2004, les durées des séjours sont distribuées comme indiqué dans le Tableau 13 (en comptabilisant les séjours effectués en France et à l'étranger⁶⁴).

Tableau 13 : Distribution des durées de vacances (nombre de nuitées). Source : Enquête vacances Insee 2004

Durée	été	hiver
de 4 à 7	19,0 %	42,1 %
de 8 à 15	28,9 %	38,2 %
de 16 à 23	17,2 %	7,3 %
24 et plus	34,9 %	12,3 %

Ces données ne concordent pas exactement avec les durées de vacances moyennes données par Rouquette (2003) et Le Jeannic et Ribéra (2006) qui s'accordent sur des durées moyennes de 13,5 nuitées en été et 8,8 nuitées en hiver.

Le modèle d'absences pour vacances fonctionne de la manière suivante : un certain nombre de congés sont attribués à chaque individu. Chaque jour, y compris le week-end, l'algorithme teste si un nombre aléatoire est inférieur à la probabilité de départ en vacance qui est la même pour tous les jours d'un même mois. Si c'est le cas, une période de vacances débute dont la durée est tirée au sort sur la distribution des durées, différente en été et en hiver. Les jours ouvrés non fériés recouverts par la période sont décomptés des jours de congés restants à l'individu. Si ses congés ne sont pas épuisés, celui-ci peut partir une seconde fois mais alors la durée des vacances n'est plus tirée aléatoirement à partir de la même distribution que la dernière fois puisqu'il reste moins de jours de congés disponible (s'il ne reste que 10 jours, la distribution ne peut s'étendre au delà de $10 \times 7 / 5$ jours). Pour cette raison, la distribution des durées observée pendant l'enquête ne peut être utilisée telle quelle comme distribution initiale, puisque cela conduirait à des durées moyennes trop courtes (seules les premières périodes de vacances des individus auraient une durée moyenne en accord avec l'enquête). Par conséquent une distribution initiale a été ajustée de manière à reproduire des durées en adéquation avec les durées moyennes relevées par Rouquette (2003) et Le Jeannic et Ribéra (2006).

⁶⁴ http://www.insee.fr/fr/themes/detail.asp?reg_id=0&ref_id=ir-vac2004 tableaux SF - Séjours en France et SE - Séjours à l'étranger

Nous considérons les mêmes intervalles que l'enquête (4 à 7, 8 à 15 etc.) et une distribution uniforme sur les intervalles (p.ex. probabilité identique pour 4, 5, 6 et 7 jours). Les probabilités des durées comprises entre 24 et $Ent(\frac{7}{5}N_{max,i})$ sont fixées pour chaque occupant de manière à répartir les probabilités restantes (les probabilités d'occurrence sont toujours identiques au départ de la simulation pour les durées allant de 4 à 24 jours mais elles dépendent de $N_{max,i}$ pour les durées supérieures à 24 jours). Soit $PDFe(n)$ et $PDFh(n)$ les probabilités de départ en vacances pour une durée de n jours respectivement en été et en hiver, on a

$$\forall n \in \left[\left[24; Ent\left(\frac{7}{5}N_{max,i}\right) \right] \right], \begin{cases} PDFe(n) = \frac{\sum_{q>24} PDFe(q)}{N_{max,i} - 23} \\ PDFh(n) = \frac{\sum_{q>24} PDFh(q)}{N_{max,i} - 23} \end{cases} \quad (2.3)$$

Les figures 46 et 47 présentent respectivement les PDFs et les CDFs correspondant aux distributions initiales ajustées en été et en hiver pour $N_{max,i} = 37^{65}$ (si $N_{max,i}$ avait une valeur inférieure, les probabilités des durées comprises entre 24 et $Ent(N_{max,i} \cdot \frac{7}{5})$ seraient supérieures de sorte que la somme des probabilités soit toujours égale à 1). Le Tableau 14 illustre la bonne adéquation entre le modèle et l'enquête en termes de durées moyennes des périodes de vacances. On note que le modèle produit en moyenne respectivement 2,4 et 1,4 périodes de vacances en été et en hiver.

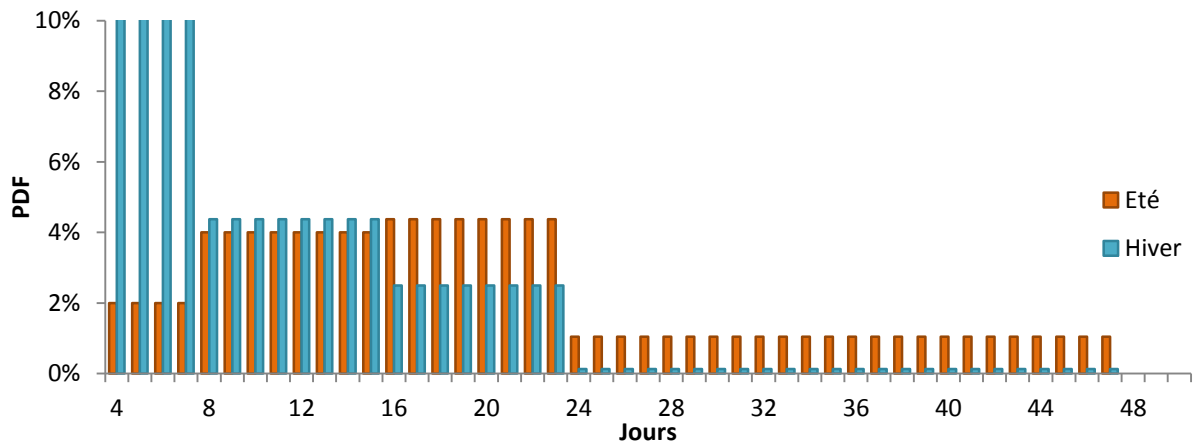


Figure 46 : PDFs des durées de vacances initiales ajustées en été (en orange) et en hiver (en bleu) pour $N_{max,i} = 37$

⁶⁵ C'est à dire le nombre de jours de congés le plus élevé possible puisque $N_{max,i} \in \llbracket 24; 37 \rrbracket$

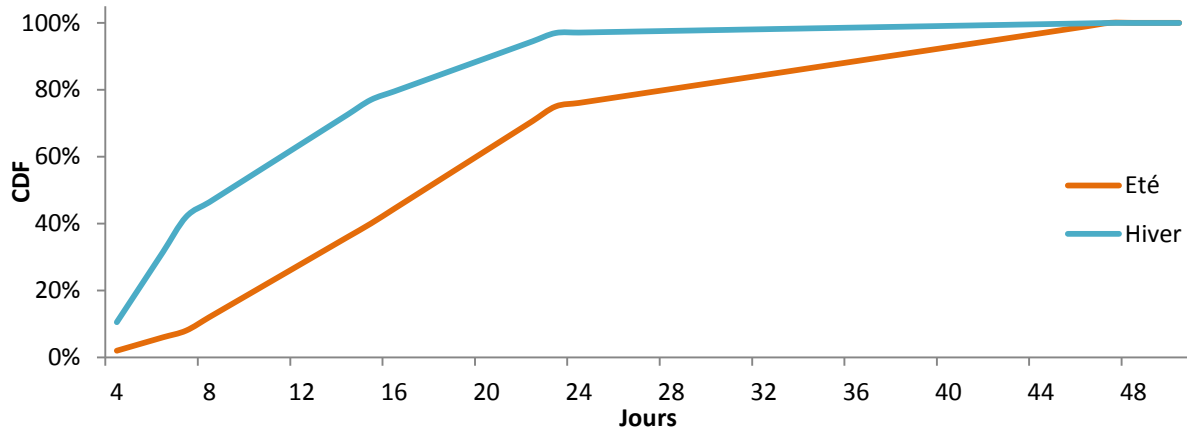


Figure 47 :: CDFs des durées de vacances initiales ajustées en été (en orange) et en hiver (en bleu) pour $N_{max,i} = 37$

Tableau 14 : Durée moyenne d'une période de vacances d'après l'enquête et d'après le modèle

	Nombre moyen de journées	
	Eté	Hiver
Enquête Vacances 2004	13,5	8,8
Modèle (5000 simulations)	13,6	8,9

Comme cela a déjà été évoqué, la durée en jours d'une période de vacances n'est pas égale au nombre de jours de congés « consommés ». Dans l'algorithme, pour chaque occupant i un nombre de jours restants $N_{j\ restants,i}$ est initialisé à la valeur $N_{max,i}$. Suite à un départ en vacance d'une durée de D_{vac} jours, les D_{vac} jours suivants sont marqués comme étant des jours de vacances mais seuls les jours ouvrés et non fériés sont décomptés de $N_{j\ restants,i}$.

Pour simplifier l'écriture on supprime par la suite la référence au numéro i de chaque occupant. Les premières vacances ont une durée potentielle comprise entre 4 et $Ent(\frac{7}{5}N_{max})$ mais les suivantes doivent avoir une durée comprise entre 4 et $Ent(\frac{7}{5}N_{j\ restants})$. Si par exemple un individu dispose initialement de 37 jours de congés, après une première période de vacances au cours de laquelle il aura dépensé 12 jours, il pourra prendre uniquement des vacances d'une durée inférieure ou égale à $Ent(\frac{7}{5} \times 25) = 35$ jours. Ainsi, pour déterminer la durée de la deuxième période de vacances par la MTI, la CDF des durées doit être réajustée pour être une fonction de $[[4; 35]]$ vers $[0; 1]$. Il faut donc recalculer les PDFs des durées après chaque départ en vacance. Pour ce faire, on suppose que les probabilités des durées possibles pour le prochain départ évoluent toutes suivant le même coefficient de proportionnalité. Les figures 48 et 49 illustrent la méthode en présentant les PDFs et CDFs des durées de vacances en été (notées par la suite PDFes et CDFes) pour des valeurs décroissantes de $N_{j\ restants}$: 37, 25 et 9 jours.

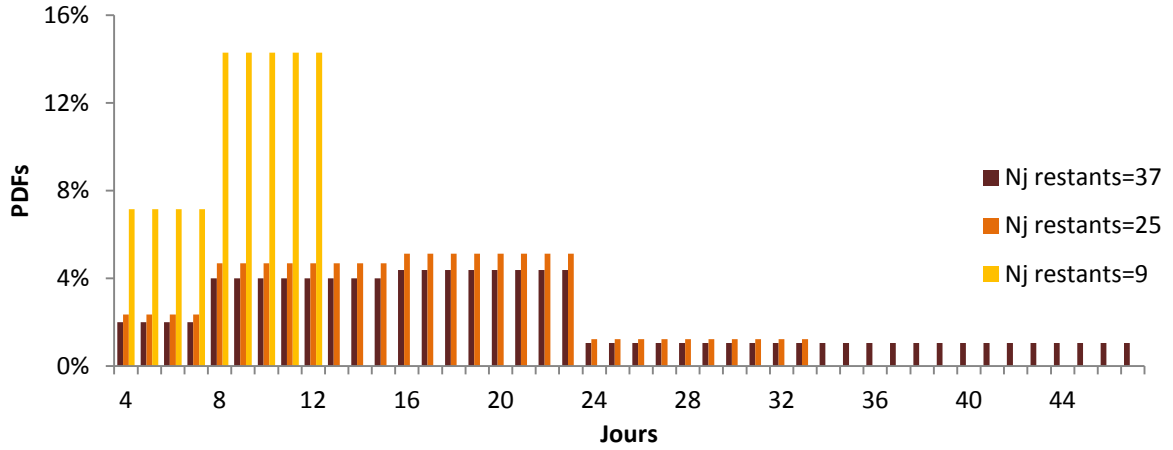


Figure 48 : PDFe pour différentes valeurs de $N_{j\ restants}$

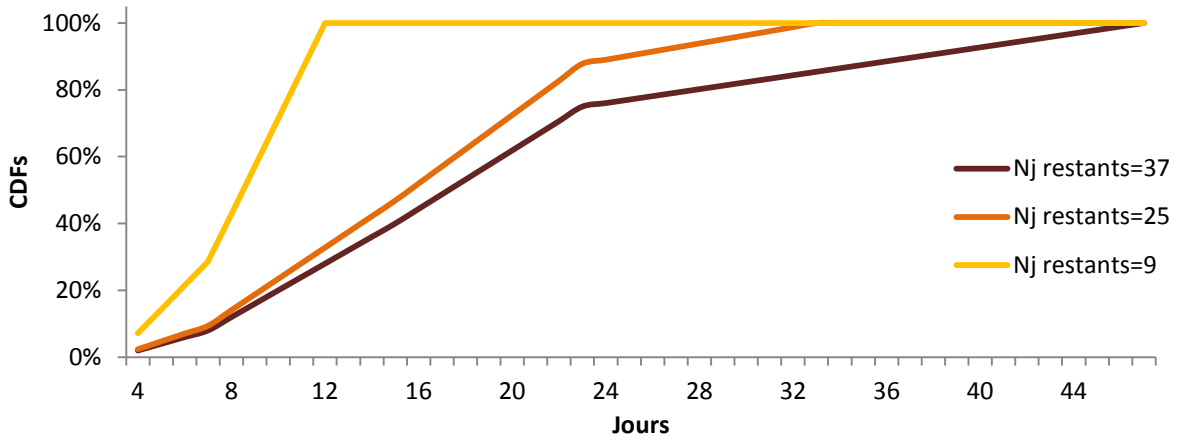


Figure 49 : CDFe pour différentes valeurs de $N_{j\ restants}$

La méthode d'obtention des probabilités des durées comprises entre 4 et $N_{j\ restants}$ est détaillée ci-dessous.

1 - En se plaçant après le k -ième départ en vacance, lequel a eu une durée $D_{vac,k}$, on définit deux coefficients de proportionnalité, un pour l'été et l'autre pour l'hiver, $C_{k+1,e}$ et $C_{k+1,h}$. On ne présente ensuite le calcul que pour l'été, celui de l'hiver étant similaire.

$$C_{e,k+1} = C_{e,k} + \sum_{n=Ent(\frac{7}{5}N_{j\ restants,k+1})+1}^{Ent(\frac{7}{5}N_{j\ restants,k})} PDFe_k(n) \quad (2.4)$$

avec $N_{j\ restants,k}$ le nombre de jours de congés restants avant le k -ième départ et, par conséquent,

$$Ent(\frac{7}{5}N_{j\ restants,k+1}) = Ent(\frac{7}{5}N_{j\ restants,k}) - D_{vac,k} \quad (2.5)$$

Remarque : Avec l'exemple précédent d'une personne disposant initialement ($k = 0$) de 37 jours de congés et prenant une première période de vacances couvrant 12 jours ouvrés :

$k = 0$, $C_{k,e} = 0$, $N_{j\ restants,k} = 37$, $Ent(\frac{7}{5} \times 37) = 47$, $N_{j\ restants,k+1} = 25$, $Ent(\frac{7}{5} \times 25) = 35$ donc $C_{e,1} = 0 + \sum_{n=36}^{47} PDFe_0(n)$.

D'après la distribution initiale ajustée pour l'été, les durées supérieures ou égales à 24 jours ont 25 % des chances de se produire (i.e. $\sum_{q>24} PDFe(q) = 0,25$). Comme $N_{max} = 37$ on a (équation 2.3) $\forall n \in \llbracket 24; 47 \rrbracket$, $PDFe_0(n) = \frac{0,25}{49-23} = 0,0096$ (donc $\forall n \in \llbracket 34; 47 \rrbracket$, $PDFe_0(n) = 0.096$); d'où $C_{e,1} = (47 - 36) \times 0,0096 = 0,1056$.

2 - Si $N_{j\text{ restants},k+1} > 4$, on obtient la nouvelle distribution de probabilité (k+1) à partir de la précédente (k) en multipliant les probabilités de toutes les durées comprises entre 4 et $Ent(\frac{7}{5}N_{j\text{ restants},k+1}) - 1$ par le même coefficient.

$$\forall n \in \llbracket 4; Ent(\frac{7}{5}N_{j\text{ restants},k+1}) - 1 \rrbracket, PDFe_{k+1}(n) = PDFe_k(n) \cdot \frac{1}{1 - C_{e,k+1}} \quad (2.6)$$

La probabilité correspondant à la durée $Ent(\frac{7}{5}N_{j\text{ restants},k+1})$ est fixée de manière à ce que $CDFe_{k+1}(Ent(\frac{7}{5}N_{j\text{ restants},k+1})) = 1$. Elle vaut donc :

$$PDFe_{k+1}(Ent(\frac{7}{5}N_{j\text{ restants},k+1})) = 1 - \sum_{n=4}^{Ent(\frac{7}{5}N_{j\text{ restants},k+1}) - 1} PDFe_{k+1}(n) \quad (2.7)$$

Remarque : sur l'exemple considéré précédemment on a donc multiplié par un même facteur ($\frac{1}{1-0,1056}$) les probabilités d'occurrence des durées comprises entre 4 et 35 jours :

$$\forall n \in \llbracket 4; 35 \rrbracket, PDFe_1(n) = PDFe_0(n) \times (\frac{1}{1-0,1056})$$

et fixé $PDFe_1(36)$ de manière à obtenir $CDFe_1(36) = 1$:

$$PDFe_1(36) = 1 - \sum_{n=4}^{36} PDFe_0(n)$$

3 - Si $N_{j\text{ restants},k+1} = 4$ alors $PDFe_{k+1}(N_{j\text{ restants},k+1}) = 1$.

Si $N_{j\text{ restants},k+1} < 4$, il n'y a plus de départ en vacances possible (selon la définition de l'Insee). Les jours restants sont alors attribués individuellement de manière aléatoire sur des jours ouvrés non fériés.

Si $N_{j\text{ restants},k+1} > 4$, d'autres périodes de vacances peuvent débiter auquel cas l'opération est reproduite depuis l'étape 1.

b) Répartition mensuelle

Les vacances ne sont pas réparties aléatoirement sur l'année. Elles sont traditionnellement prises en été en raison des conditions météorologiques et de la baisse d'activité à cette période. Le calendrier scolaire joue évidemment un rôle primordial. A contrario, la baisse des coûts des transports, les prix attractifs pratiqués hors saison ou les opportunités de dernière minute proposées par les soldeurs de voyage favorisent l'étalement et le fractionnement des vacances.

L'enquête vacances 2004 nous renseigne sur la répartition des vacances sur chaque mois de l'année pour différentes tranches d'âge de la population. Les disparités reflètent notamment l'importance des vacances scolaires pour les tranches les plus susceptibles d'être parents d'enfants scolarisés. Comme nous n'entendons pas distinguer les occupants selon leur âge dans ce modèle nous avons calculé une moyenne

de la saisonnalité pondérée par la part de chaque tranche d'âge dans la population active⁶⁶. Le dénombrement de la population active (Tableau 15) est tiré de l'Enquête Emploi de l'Insee 2010⁶⁷.

Tableau 15 : Population active selon le sexe et l'âge

Age	Population active (milliers)		Répartition selon l'âge
	hommes	femmes	ensemble
15-24	1 604	1 319	10,2 %
24-49	9 563	8 757	64,2 %
50-54	1 841	1 933	13,2 %
55-64	1 728	1 636	11,8 %
65 ou plus	100	65	0.6 %

A partir de la répartition des vacances sur chaque mois pour les différentes tranches de l'ensemble de la population, la répartition correspondant uniquement à la population active est calculée en affectant à chaque tranche d'âge son poids dans la population active. La répartition pondérée (celle que le modèle utilise) correspond à la dernière colonne du Tableau 16.

Tableau 16 : Saisonnalité des vacances selon l'âge et moyenne pondérée sur la population active

	20-24 ans	Moyenne 25-49 ans	50-54 ans	Moyenne 55-64 ans	65-69 ans	Moyenne pondérée
janvier	3,5 %	3,6 %	2,9 %	3,9 %	4,0 %	3,6 %
février	5,7 %	5,1 %	5,6 %	5,2 %	5,0 %	5,2 %
mars	2,5 %	3,2 %	4,2 %	4,0 %	3,8 %	3,4 %
avril	5,6 %	6,7 %	7,6 %	7,5 %	6,8 %	6,8 %
mai	3,1 %	2,9 %	4,2 %	6,1 %	7,2 %	3,6 %
juin	5,5 %	3,8 %	4,0 %	6,9 %	10,4 %	4,6 %
juillet	17,8 %	20,8 %	22,8 %	20,0 %	19,3 %	20,5 %
août	37,7 %	38,1 %	33,3 %	26,8 %	21,0 %	35,8 %
septembre	7,1 %	3,9 %	5,7 %	8,6 %	10,8 %	5,1 %
octobre	2,5 %	2,5 %	2,2 %	3,3 %	4,3 %	2,6 %
novembre	1,8 %	2,3 %	1,9 %	2,8 %	3,6 %	2,3 %
décembre	7,4 %	7,0 %	5,5 %	4,8 %	3,8 %	6,6 %

Les probabilités de départ sont identiques pour tous les jours d'un même mois. Elles ont été calibrées de façon empirique, de manière à reproduire la saisonnalité des vacances. Elles ne sont pas

⁶⁶ Nous utilisons ici la définition « au sens du recensement » et non celle du Bureau International du Travail.

La population active au sens du recensement de la population comprend les personnes qui déclarent :

- exercer une profession (salariée ou non) même à temps partiel ;
- aider une personne dans son travail (même sans rémunération) ;
- être apprenti, stagiaire rémunéré ;
- être chômeur à la recherche d'un emploi ou exerçant une activité réduite ;
- être étudiant ou retraité mais occupant un emploi ;
- être militaire du contingent (tant que cette situation existait).

Cette population correspond donc à la population active occupée à laquelle s'ajoutent les chômeurs en recherche d'emploi.

⁶⁷ Insee, Enquête emploi en continu 2010, http://www.insee.fr/fr/themes/document.asp?ref_id=eec10

proportionnelles aux parts respectives de chaque mois dans les vacances totales annuelles, puisque les vacances commencées sur un mois se prolongent souvent sur le suivant (y compris entre décembre et janvier). Le Tableau 17 donne les valeurs des probabilités de départ pour chaque mois et présente un récapitulatif des résultats du modèle de vacances.

Tableau 17 : Récapitulatif des résultats du modèle de vacances

	Probabilité de départ	Répartition mensuelle (proportion du nombre annuel de jours de vacances)		Nombre de jours de vacances Modèle (5000 simulations)	
		Enquête Insee	Modèle (5000 simulations)	Moyenne	Ecart type
janvier	0,35 %	3,6 %	3,4 %	1,4	3,4
février	0,75 %	5,2 %	5,1 %	2,3	4,5
mars	0,22 %	3,4 %	3,2 %	1,4	3,6
avril	1,00 %	6,8 %	6,7 %	3,0	5,1
mai	0,18 %	3,6 %	3,4 %	1,5	3,9
juin	0,50 %	4,6 %	4,6 %	2,1	4,9
juillet	3,40 %	20,5 %	20,4 %	9,1	8,2
août	14,50 %	35,8 %	36,9 %	16,4	8,0
septembre	0,02 %	5,1 %	5,4 %	2,4	4,0
octobre	1,10 %	2,6 %	2,4 %	1,1	2,3
novembre	1,10 %	2,3 %	2,4 %	1,1	2,4
décembre*	1,20 % 50,00 %	6,6 %	6,2 %	2,8	4,1

*Pour le mois de décembre les probabilités de départ sont différentes entre les 22 premiers jours et les 9 derniers car les vacances sont concentrées au moment des fêtes de fin d'année. A noter que la probabilité dans les derniers jours est élevée également parce qu'à cette période beaucoup d'occupants n'ont pas encore consommé tous leurs jours de vacances. D'une certaine manière, il faut forcer ceux qui ont encore des jours à les solder à ce moment là.

La Figure 50 illustre la concordance entre la répartition mensuelle produite par le modèle et celle de l'enquête (les histogrammes correspondent aux 3^{ème} et 4^{ème} colonnes du Tableau 17). Soit R_m et \hat{R}_m les nombres de jours moyens pris sur le mois m respectivement d'après l'enquête et d'après le modèle. L'erreur quadratique moyenne (EQM) du modèle par rapport à l'enquête en termes de répartition mensuelle des jours de vacances est donnée par l'équation (2.8). Sa valeur est de 0,3 jours.

$$EQM(\text{répartition mensuelle}) = \frac{1}{m} \sqrt{\sum_{m=\text{janvier}}^{\text{décembre}} (R_m - \hat{R}_m)^2} \quad (2.8)$$

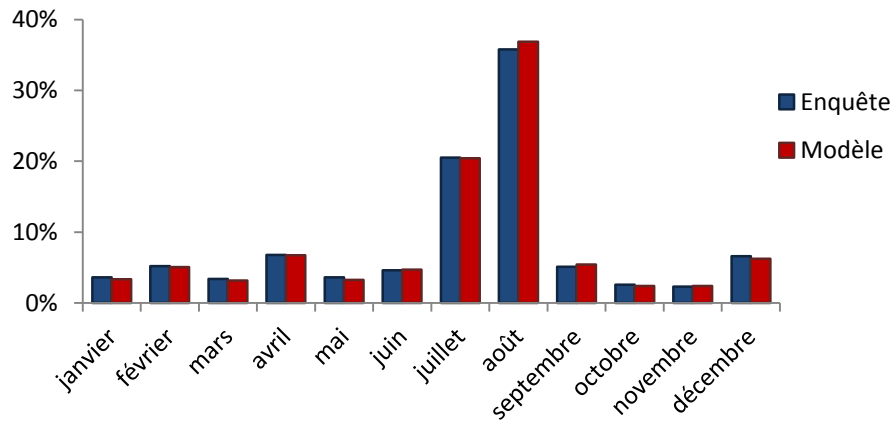


Figure 50 : Répartition mensuelle des jours de vacances, simulée (en bleu) et mesurée (en rouge)

2.8.3.3 Récapitulatif de l'algorithme pour les vacances

Le modèle détermine les jours de congés de la manière suivante :

- Chaque occupant se voit attribuer un nombre de jours de congés compris entre 25 et 40.
- Chaque jour de l'année est associé à une probabilité de départ en vacance. Ces probabilités sont identiques pour tous les jours d'un même mois.
- En partant du 1^{er} janvier, l'hypothèse d'un départ en vacance est testée pour chaque jour de l'année en comparant la probabilité de partir à un nombre aléatoire sur l'intervalle $[0 ; 1[$.
- Lorsque l'occupant débute une période de vacances, la durée est déterminée par la MTI sur la base des distributions explicitées précédemment. Lorsque la période est achevée, le processus reprend son cours et l'hypothèse d'un départ est à nouveau testée chaque jour.

2.9 Algorithme du modèle de présence dans les bureaux

L'algorithme complet, décrit sur la Figure 51, est composé de deux parties indépendantes dont les résultats ne sont combinés qu'à la dernière étape. La première partie génère un scénario de présence hebdomadaire avec une résolution de 10 minutes puis reproduit ce scénario à l'identique sur 52 semaines. La deuxième partie génère un scénario annuel avec une résolution d'une journée en marquant les jours de vacances et d'arrêt maladie ainsi que les jours fériés. Le second scénario est utilisé pour modifier le premier en « effaçant » la présence sur la totalité des jours marqués comme absent. En dernière instance, tous les pas de temps du scénario annuel sont repérés comme correspondant à une arrivée, à un départ (plusieurs durées d'absence sont distinguées) ou à une présence intermédiaire.

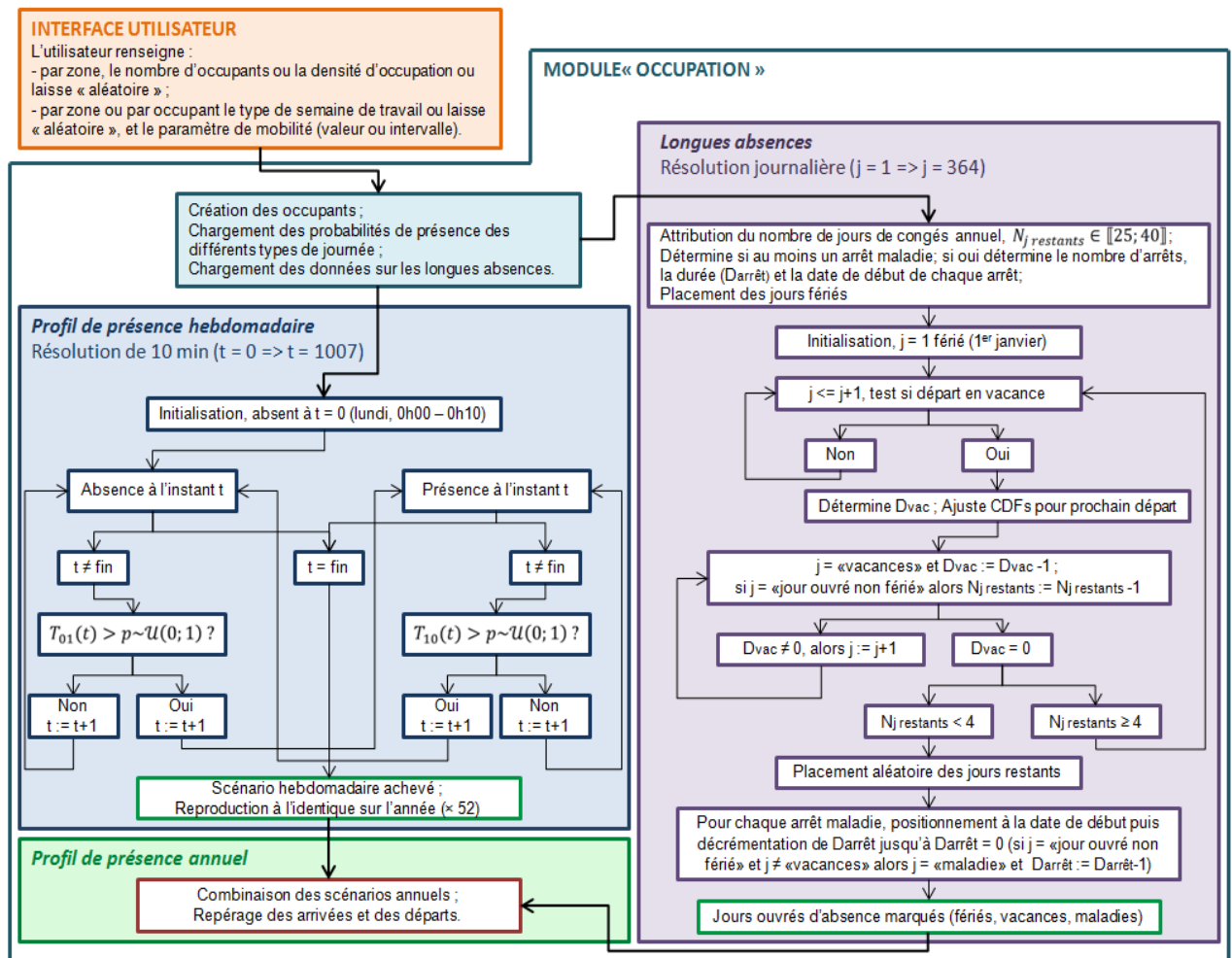


Figure 51 : Schéma algorithmique du modèle de présence dans les bureaux

2.10 Discussion, conclusion du chapitre

2.10.1 Discussion

Chaque type de semaine de travail correspond à un profil de probabilité de présence identique du lundi au vendredi. Le caractère stochastique du modèle conduit bien, in fine, à la génération de profils de présence différents entre journées d'un même type (par exemple les profils issus de la simulation de deux journées de type « 9 à 5 » ne seront pas identiques), cependant la variabilité est sans doute sous-estimée entre les différents jours de la semaine. Il est par exemple probable que les mercredis et les vendredis soient sensiblement différents des autres jours. L'utilisation d'une typologie basée sur des semainiers pourrait résoudre en partie ce problème, à condition de pouvoir identifier les catégories de semaines à des types d'emploi ou à des catégories socioprofessionnelles.

Faute de données, le modèle ne s'intéresse pour l'instant qu'aux personnes qui travaillent à plein temps et n'intègre pas le travail le week-end. Or ce dernier peut être influent, surtout s'il conduit à maintenir une consigne de chauffage qui aurait été réduite sans lui.

Concernant les points évoqués, notons que le modèle pourrait être affiné sans remettre en cause la structure de l'algorithme. Il s'agirait d'intégrer des nouveaux types de semaines dans lesquels les journées appartiendraient à des types différents (par exemple « extensif soir » les lundi et mardi, « repos » le

mercredi, « extensif soir » le jeudi, « 9 à 5 » le vendredi, et un type nouveau « travail week-end » le samedi). Une procédure d'attribution probabiliste des types de journées peut également être envisagée.

L'hypothèse de Page et al., consistant à considérer un paramètre de mobilité constant a le mérite de fournir une solution rapide et pratique. L'attribution de ce paramètre pourrait être affinée en fonction du type de travail effectué dans le bâtiment. La sensibilité des résultats de la simulation à ce paramètre est analysée par la suite (chapitre 6).

Faute de données également, les déplacements professionnels n'ont pas été modélisés, de même que le télétravail. Pour certaines personnes, il est possible qu'ils représentent des durées annuelles non négligeables. La présence d'éventuels visiteurs dans le bâtiment n'est pas intégrée non plus. Le modèle peut facilement être complété sur ces points, à condition que les utilisateurs renseignent eux-mêmes les entrées correspondantes (p.ex. la fréquence et la durée moyenne des déplacements), puisque nous n'avons pas de valeurs statistiquement représentatives à proposer par défaut.

Seules les pièces abritant des postes de travail sont concernées par le modèle proposé. Les autres espaces (pièces communes, salles de réunion, sanitaires etc.) restent associés à des scénarios de présence déterministes. Un modèle stochastique d'occupation intégrant tous les types d'espaces d'un bâtiment de bureau exigerait a priori d'intégrer les visiteurs et de suivre chaque occupant dans ses déplacements au sein du bâtiment. Sur un bâtiment spécifique, les données nécessaires peuvent être obtenues en associant instrumentation et questionnaires pour renseigner les horaires et les sens des déplacements des occupants entre les zones. Le développement d'un modèle générique est plus difficilement envisageable. Il requiert des données nombreuses, si possible par type de bâtiment et secteur d'activité, afin de définir un panel d'archétypes.

La modélisation des longues absences a nécessité un certain nombre d'hypothèses, qu'il s'agisse des arrêts maladie ou des vacances. L'influence du nombre de jours d'absence sur les sorties de la simulation est analysée au chapitre 6.

2.10.2 Conclusion du chapitre

Le modèle présenté au cours de ce chapitre permet de générer des scénarios annuels d'occupation des bâtiments de bureaux diversifiés et cohérents. Le nombre d'occupants peut être choisi par l'utilisateur ou déterminé par un processus probabiliste utilisant des statistiques sur la densité d'occupation des bâtiments de bureaux. Pour reproduire les arrivées et départs ainsi que les allées et venues au cours d'une journée de travail, le modèle reprend la formulation basée sur des chaînes de Markov inhomogènes proposée par Page et al. (2008). Afin de produire des scénarios de présence aussi représentatifs que possible tout en s'affranchissant des mesures de présence dont la mise en pratique est contraignante sur des bâtiments existants et, par définition, impossible en phase de conception, une solution originale a été proposée. Elle consiste à calibrer de nouveaux profils de probabilité de présence grâce à une typologie d'horaires développée sur la base de données statistiques à l'échelle nationale. Les résultats de mesures publiés par Page et al. (2008) et Liao et al. (2012) fournissent un complément d'informations nécessaire au calibrage et permettent de vérifier la cohérence des scénarios générés.

Une méthode nouvelle a également été développée pour intégrer les périodes d'absences prolongées liées aux vacances ou aux arrêts maladie. Il s'agit d'un processus stochastique indépendant de la trame principale calibré à partir de données issues des Enquêtes Vacances de l'Insee et de la Caisse Nationale d'Assurance Maladie.

Un certain nombre de limites des modèles ayant été pointées, des analyses de sensibilité permettront de juger de la nécessité de revenir sur certaines hypothèses ou de collecter de nouvelles données.

Les profils de présence obtenus contiennent pour chaque occupant l'état de présence/absence avec une résolution de dix minutes. En cas de présence, les moments qui suivent une arrivée dans la zone ou qui précèdent un départ sont identifiés. Cette caractérisation des périodes de présence sera essentielle par la suite pour simuler les actions des occupants sur les fenêtres, les stores, l'éclairage ou les consignes de chauffage (chapitre 4).

Chapitre 3 : Modélisation de la présence et des activités dans les logements

Résumé du chapitre:

Comme pour les bâtiments de bureaux, les scénarios de présence dans les logements constituent une entrée indispensable aux modèles d'actions sur les fenêtres, les stores ou l'éclairage. A la différence des bureaux cependant, les activités dans les logements sont variées. C'est pourquoi, outre la présence des habitants, il importe de connaître leurs activités afin de préciser les apports métaboliques et de localiser les occupants. De plus, la connaissance des activités peut constituer la pierre angulaire d'un modèle d'utilisation des équipements domestiques.

L'introduction souligne l'intérêt d'une modélisation de la présence et des activités dans les logements qui soit à la fois stochastique et capable de prendre en compte la diversité sociodémographique des habitants. L'état de l'art a permis d'identifier un modèle répondant à ces exigences. Développé par Wilke et al. (2013), il repose sur un important travail d'analyse statistique des résultats de l'Enquête Emploi du Temps française de 1999. Cette enquête fournit l'enchaînement, pour plus de 15 000 personnes décrites par leurs caractéristiques sociodémographiques (âge, sexe, statut d'emploi, etc.), de leurs activités durant une journée complète. En fonction de 21 caractéristiques sociodémographiques des individus, le modèle génère des profils de présence dans le logement puis, sur les périodes de présence, des séries d'activités parmi 20 activités possibles. Les différentes composantes de ce modèle très détaillé sont décrites ainsi que son adaptation et son implémentation dans le composant couplé au logiciel de STD Pléiades+COMFIE.

La deuxième partie du chapitre porte sur la création d'habitants virtuels associés chacun à un jeu de caractéristiques sociodémographiques. Dans le modèle d'occupation global (cf. chapitre 1 § 1.4.4), la création des occupants précède nécessairement la génération de leurs profils de présence. Cependant, le modèle de création de ménages virtuels a été spécifiquement conçu pour fournir les entrées nécessaires au modèle de présence. Aussi, il apparaît naturel de le présenter dans un second temps. La procédure de création des habitants d'un logement est probabiliste puisqu'un même logement peut être habité par des ménages tout à fait différents. Cette procédure a été conçue de façon à prendre en compte, autant que possible, les caractéristiques connues de ce logement, à savoir son type, son nombre de pièces, et sa localisation (par exemple, une maison individuelle de cinq pièces à la campagne et un appartement de deux pièces en ville sont ainsi associés à des probabilités différentes en ce qui concerne le nombre d'habitants). L'ensemble de ce modèle est entièrement original. Il repose sur un grand nombre de données statistiques de l'Insee issues principalement du Recensement de la Population 2010 et d'enquêtes associées telles que l'Enquête Logement 2010 et l'Enquête Ménage 2010. Des données de l'EET 1999 ont également été utilisées.

Enfin, une procédure a été développée pour associer les activités à des pièces du logement suivant un jeu de correspondances fixé a priori. Les activités sont associées à une pièce exclusive (p.ex. douche <=> salle de bain) ou à plusieurs suivant une répartition des probabilités (p.ex. repas <=> 75 % cuisine / 25 % séjour). Cette procédure rend possible la localisation des occupants dans le logement à partir de leur emploi du temps.

3.1 Introduction et état de l'art

3.1.1 Introduction

Si les profils de présence dans les bâtiments de bureaux sont divers et impactent nombre d'aspects liés aux consommations d'énergie du bâtiment, c'est le cas à plus forte raison dans les bâtiments d'habitation. Considérant un logement donné, il est évident que son utilisation est très différente selon qu'il est habité par un couple de retraités, un actif célibataire ou une famille comptant trois enfants en bas âge. La variété des utilisations entraînant inmanquablement une variété des consommations énergétiques, un unique logement a donc autant de consommations potentielles que de ménages pouvant l'habiter.

Cette diversité est totalement négligée à l'heure actuelle dans les calculs réglementaires puisqu'il existe un unique scénario conventionnel de présence dans les logements. De manière sommaire, il prévoit que les habitants sont absents en journée la semaine et présents le reste du temps. Or, comme nous l'avons évoqué dans l'introduction du chapitre précédent les profils de présence sont infiniment plus divers et ces profils, que l'on pourrait qualifier de « classiques », sont minoritaires.

La première exigence de notre modèle est donc de rendre compte de la diversité des profils de présence en fonction du type d'habitants. Répondre à cet objectif au moyen de scénarios déterministes exigerait d'établir des listes de scénarios correspondants aux différents cas de figure. Cette méthode est exclue pour plusieurs raisons. Tout d'abord, établir une typologie serait extrêmement fastidieux et cela ne permettrait pas non plus de s'affranchir d'un besoin de données pour son calibrage. En effet, pour dresser par exemple le scénario correspondant au type « couple de retraités », il faudrait pouvoir moyenner des profils de présence d'un nombre significatif de couples de retraités. Par ailleurs, cette méthode négligerait des différences qui ne manquent pas d'exister entre ménages d'un type donné. Autrement dit, il ne suffit pas de dissocier un couple d'actifs occupés d'un couple de retraités puisque deux couples d'une même catégorie peuvent avoir des profils de présence à leur domicile sensiblement différents.

La capacité à produire des profils de présence divers pour des individus d'un même type constitue donc une deuxième exigence du modèle (après sa capacité à distinguer différents types). Le caractère stochastique du modèle souhaité s'impose donc ici aussi.

Les travaux les plus intéressants recensés au cours de l'état de l'art des modèles stochastiques d'occupation pour les habitations, se fondent sur des données d'EET⁶⁸. Chaque répondant d'une EET est associé à un descriptif sociodémographique, et un carnet d'activités correspondant à une journée complète est renseigné avec un niveau élevé de précision. Les EET peuvent donc soutenir une modélisation non seulement de la présence mais également des activités. Or, la connaissance des activités offre plusieurs perspectives attrayantes pour l'étude de l'impact des comportements des occupants sur la performance énergétique des bâtiments. Elles peuvent servir de base à une modélisation des usages électriques, et elles permettent de localiser les occupants dans le logement à condition d'établir un certain nombre d'hypothèses qui associent les activités aux espaces. Elles peuvent également fournir des informations influentes sur l'état des fenêtres puisque, par exemple, on aura tendance à ouvrir la fenêtre de la cuisine après avoir cuisiné ou celle de la salle de bain après s'être douché. Par ailleurs, un avantage des EET est lié à l'importance des échantillons de population sur lesquels elles sont

⁶⁸ Voir § 2.4.1 pour une présentation générale de ce type d'enquête.

réalisées. Une meilleure représentativité des résultats est assurée par rapport à une étude réalisée sur un bâtiment instrumenté comportant ses propres spécificités.

3.1.2 Etat de l'art des modèles de présence dans les logements basés sur des EET

Tanimoto et al. (2006) ont utilisé des bases de données d'EET japonaises publiques pour reproduire la dynamique des usages électriques et, par suite, les appels de puissance. Leur objectif était d'en déduire les besoins de rafraîchissement et de dimensionner les installations avec plus de précision. Leur modèle génère des emplois du temps journaliers d'une précision d'un quart d'heure qui sont des successions d'activités parmi 31 possibles. Les journées sont divisées en « jour de semaine », « samedi » et « dimanche ». Les individus, quant à eux, sont divisés en huit catégories ayant leurs propres attributs⁶⁹. Il n'est pas présenté de méthode pour composer des ménages à partir des différents types d'individus suggérés : cette étape relève du choix de l'utilisateur qui sélectionne les types d'individus qu'il souhaite simuler. Une activité est définie à partir de sa probabilité d'apparition à chaque pas de temps, du pourcentage de personnes qui l'effectuent durant la journée, de la moyenne et de l'écart-type de sa durée. Les activités sont tirées au sort en fonction de leur probabilité d'occurrence au pas de temps considéré (processus de Bernoulli). Après avoir été effectuées, elles ne peuvent plus réapparaître au cours de la journée, ce qui contraint à un découpage d'activités récurrentes en sous activités (par exemple, « repas » est divisé en « petit déjeuner », « déjeuner » et « dîner »). Le chevauchement entre plusieurs activités est négligé (par exemple « télévision » + « dîner »). A chaque activité est associée la probabilité qu'elle soit effectuée à l'intérieur du logement ce qui permet d'obtenir les profils de présence. Il semble que l'algorithme exige le placement de l'intégralité des 31 activités dans l'emploi du temps. Si la série générée dépasse 24 h, elle est écartée et l'opération est relancée. En parallèle, l'état de fonctionnement de la climatisation est modélisé par une chaîne de Markov dont les probabilités de transition dépendent de la température intérieure suivant une fonction sigmoïde⁷⁰ (loi obtenue à partir de logements instrumentés). Suivant la méthode de Monte-Carlo, une série de simulations est alors conduite afin de déterminer les besoins de rafraîchissement maximaux du logement, lesquels apparaissent très inférieurs à ceux obtenus avec un emploi du temps constant préétabli et un déclenchement déterministe de la climatisation.

Tanimoto et al. (2007) ont intégré les consommations d'eau en associant des volumes définis par des distributions exponentielles ou hyper-exponentielles à certaines activités. La validation du modèle porte sur les consommations d'eau et d'électricité qu'il permet d'estimer. Les tendances de la demande agrégée pour plusieurs lots d'appartements au cours d'une journée sont reproduites, en revanche les performances du modèle à l'échelle d'un unique logement sont inconnues.

Widén et al.(2009) ont proposé un modèle qui repose sur une approche voisine, à partir d'une base de données d'EET suédoise plus large. Des séquences de trois états (« absent », « présent actif » et « présent inactif ») sont générées à partir de chaînes de Markov inhomogènes. Les jours de semaine et de week-end ainsi que les appartements et les maisons sont différenciés.

⁶⁹ 1) Homme actif 2) Femme active 3) Femme au foyer 4) Ecolier 5) Collégien 6) Lycéen ou étudiant supérieur 7) Homme âgé (> 70 ans) 8) Femme âgée (> 70 ans)

⁷⁰ Les probabilités de transition P_{off-on} et P_{on-on} sont exprimées par une fonction sigmoïde de la forme :
$$P(T) = \frac{1}{1+a^{-(T-\theta)}}$$
 où T est la température intérieure, a exprime la sensibilité thermique et θ correspond à un seuil de température.

Widén et Wäckelgard (2009), ont étendu le procédé à neuf activités associées à des consommations électriques (sans passer par l'intermédiaire de la modélisation des appareils). Soit N_t le nombre de pas de temps, N_t matrices de dimension 9×9 définissent les probabilités de transition d'un état à l'autre et ce pour deux types de journée et deux types de logement. Le modèle suppose que certaines activités sont partagées, elles donnent lieu à une consommation constante indépendamment du nombre d'individu qui la pratique, tandis que d'autres entraînent des consommations cumulées. Par exemple, si deux personnes font la cuisine ou regardent la télévision les consommations électriques associées ne sont comptées qu'une fois ; en revanche, chaque individu peut utiliser son propre ordinateur. Pour éviter une trop grande complexité, il est considéré qu'un individu ne peut pas réaliser simultanément plusieurs activités parmi celles proposées. Par ailleurs, dans un exemple d'application, Widén et al. (2012) ont associé chaque activité à une pièce du logement modélisé dans un outil de STD (IDA ICE 4), ce qui leur a permis de localiser les occupants. La validation des profils de consommations électriques est convaincante sur des données agrégées (ensemble de maisons ou ensemble d'appartements) pour lesquelles un lissage, autant pour les profils issus du modèle que pour ceux mesurés, s'effectue. Cependant, comme elle porte uniquement sur les consommations électriques, nous ne savons pas dans quelle mesure les séquences d'activités sont fidèlement reproduites. Par ailleurs, le nombre d'occupants du logement doit être renseigné manuellement et n'est relié en aucune manière aux caractéristiques du logement.

Muratori et al. (2013) ont développé un modèle très similaire, toujours dans l'objectif de simuler les usages électriques. Une chaîne de Markov inhomogène à neuf états⁷¹ est calibrée sur une journée avec une résolution de dix minutes pour cinq types d'individus : « homme occupé » (ayant un emploi), « femme occupée », « homme inoccupé », « femme inoccupée » et « enfant » (entre 15 et 17 ans). Les jours de week-end et de semaine étant dissociés, le modèle compte $2 \times 5 \times 144$ matrices de dimension 9×9 . Les données de calibrage proviennent d'une EET conduite aux EU entre 2003 et 2009. Une validation graphique est proposée pour les cinq types d'individus et chacune des neuf activités. Elle consiste à comparer l'intervalle de confiance des profils obtenus en simulant 40 individus pendant 100 jours avec les résultats moyens de l'enquête. Il ressort que les profils moyens de l'enquête sont compris à 95 % dans l'intervalle de confiance à 95 % des profils simulés mais ceux-ci sont très larges, ce qui ne permet pas de juger réellement de la précision du modèle.

Richardson et al. (2008) ont développé un modèle d'activités des habitants à partir d'une EET britannique (*UK 2000 TUS*⁷²). Dans la perspective de servir de soubassement à une modélisation de la demande électrique des logements, le modèle fournit le nombre d'occupants actifs (c'est-à-dire non endormis) présents à chaque pas de temps. Des probabilités sont associées à six activités⁷³ pour chaque heure de la journée à partir des résultats agrégés de l'EET. Elles permettent de renseigner les activités sur chaque pas de temps au cours des périodes de présence par un tirage aléatoire. Un nombre d'habitants aléatoire entre 1 et 6 est assigné au logement suivant une loi de probabilité basée sur des statistiques du Royaume Uni. Ce modèle est le seul à considérer des corrélations entre les états de présence/absence d'individus d'un même foyer : au lieu d'être totalement indépendants, ils tendent par exemple à se lever

⁷¹ Les neuf activités du modèle de Muratori et al. sont : « sommeil », « activités sans consommation associée, p.ex. lecture », « ménage », « lessive », « cuisine », « utilisation du lave-vaisselle », « loisir (associé à des usages audiovisuels) », « hors du logement, travaille », « hors du logement, ne travaille pas ».

⁷² <http://www-2009.timeuse.org/information/studies/data/uk-2000-01a.php>

⁷³ Les six activités du modèle de Richardson et al. sont : « télévision », « cuisine », « lessive », « douche, habillage », « repassage » et « ménage ».

ou à quitter le logement à la même heure le matin. Le modèle repose sur des chaînes de Markov mais il s'agit dans le cas présent de prévoir les transitions d'un nombre d'occupants actifs à un autre et non, pour un occupant donné, d'un état de présence/absence à un autre. Les matrices de transition de chaque pas de temps contiennent donc toutes les probabilités de passage d'un nombre d'occupants actifs à un autre, soit une matrice $(N + 1, N + 1)$ pour chaque pas de temps (avec $N \in \llbracket 0; 5 \rrbracket$, le nombre de membres du foyer). Une validation est proposée dans Richardson et al. (2010) sur 22 logements mais elle concerne les consommations électriques et non les états de présence/absence en tant que tels. Un problème que pose ce modèle dans notre cadre d'application, est le fait qu'il génère des profils d'occupants actifs mais ne fournit pas le nombre d'occupants inactifs à chaque pas de temps. Si du point de vue de l'analyse des consommations électriques ceci est suffisant, la simulation thermique nécessite en revanche de connaître ce facteur, car un habitant présent endormi est synonyme d'apports internes métaboliques (inférieurs certes lors d'une phase de sommeil mais non négligeables pour autant) et de maintien d'une température de confort.

Aerts et al. (2014) ont proposé un modèle de prédiction de la présence active des habitants, sur la base d'une EET conduite Belgique en 2005. L'originalité de leur travail réside dans l'identification de types de profils suivant une approche similaire à celle suivie par Lesnard et al. (2006) pour établir la typologie d'horaires de travail (cf. chapitre 2, §). La typologie a été obtenue par une méthode d'appariement optimal suivie d'une classification hiérarchique. Sept types de journées ont été définies, différenciés essentiellement par :

- le temps passé au domicile (éveillé ou non) ;
- les heures auxquelles se produisent les changements d'état ;
- le nombre de changements d'état.

Les sept types identifiés sont :

- « essentiellement absent » ;
- « essentiellement au domicile » ;
- « très courte absence au cours de la journée »
- « absence la nuit » ;
- « absence le jour » ;
- « absence l'après-midi » ;
- « courte absence au cours de la journée ».

Pour chaque type, un modèle de chaînes de Markov inhomogènes avec une résolution de dix minutes a ensuite été calibré. Aerts et al. ont poursuivi en analysant la répartition au sein de chacune des sept catégories de journées, des quatre variables suivantes⁷⁴:

- le jour de la semaine ;
- l'âge (7 tranches) ;
- le statut d'emploi (étudiant, retraité, inactif, plein temps, temps partiel) ;
- le revenu (7 tranches).

Certaines affinités se dégagent, entre les retraités et le type « essentiellement au domicile » par exemple, mais dans l'ensemble, les populations décrites suivant ces quatre variables se répartissent entre les types

⁷⁴ Par exemple, le type « essentiellement absent » est composé pour 7 % de lundis, pour 25 % des personnes d'âges compris entre 40 et 54 ans, etc. L'objectif est d'identifier des profils type, afin de rattacher les individus à un type de journée en fonction de leurs caractéristiques.

de journées sans règles d'associations évidentes. Il n'est par exemple pas possible d'associer les travailleurs à plein temps et les jours de semaines avec un type particulier. Le jeu de variables explicatives est sans doute trop réduit pour caractériser véritablement des emplois du temps dont la complexité et l'enchevêtrement n'est pas sans rappeler l'évolution récente des horaires de travail relevée au chapitre 2. Une analyse factorielle des correspondances multiples (méthode proche de l'analyse factorielle des correspondances qu'avaient employée Lesnard et al. pour cartographier sur un même plan les catégories socioprofessionnelles et les types d'horaires de travail) pourrait être déployée pour relier les types de journées et les caractéristiques des individus. Nous ne savons pas si Aerts et al. ont exploré cette voie.

Tous les modèles présentés précédemment dissocient les jours de semaines et les week-ends. En revanche, tous n'intègrent pas des caractéristiques individuelles. Aerts et al. fournissent la part de différentes composantes de la population au sein de chaque catégorie de journée de leur typologie. Malheureusement, les liens entre les types de journée et les variables suivant lesquelles la population est décomposée sont trop faibles pour déduire des associations. Tanimoto et al. et Muratori et al. font état respectivement de huit et cinq catégories d'occupants. Cependant la définition a priori de catégories peut être questionnée. Il n'y a pas de raison en effet de supposer que la différence se situe entre hommes et femmes plus qu'entre employés à temps plein et à temps partiels, entre parents et adultes sans enfants, entre personnes jeunes et personnes âgées, ou entre résidents de zones urbaines et résidents de zones rurales. Aerts et al. avaient constaté une variabilité importante entre les profils d'occupation de ménages définis par des caractéristiques similaires en termes de nombre d'adultes, statut d'emploi, présence d'enfants et jour de la semaine. Ils en concluaient « qu'un jeu limité de variables explicatives est insuffisant pour définir des types de foyers représentant des comportements significativement différents ». Ils ajoutaient « qu'imposer un jeu de variables, indépendamment de leur puissance explicative, va à l'encontre de la philosophie de la modélisation probabiliste et de sa force, à savoir l'analyse non biaisée de données mesurées plutôt que l'hypothèse de liens de causalité ». Ils proposent donc de revenir aux fondamentaux de la modélisation stochastique et de laisser l'analyse des données décider du choix des variables explicatives.

A contrario des modèles décrits ci-dessus (à l'exception de celui de Aerts et al.), le modèle de Wilke et al. (2013) offre la possibilité de simuler les activités des individus en fonction de leurs spécificités sociodémographiques sans présupposer les liens de causalité et en proposant un éventail de caractéristiques beaucoup plus large. Sa complexité en est fortement augmentée mais la palette de possibilités offerte par une description précise des spécificités sociodémographiques justifie à nos yeux l'investissement en terme de temps d'implémentation. Ce modèle est calibré d'après les données d'une EET française (Insee) de 1999 ce qui constitue un second atout en ce qui nous concerne, étant données les difficultés que ne manqueraient pas de soulever une extrapolation de données collectées dans un autre pays. Le modèle fonctionne en deux temps. Pour chaque individu, en fonction de son jeu de caractéristiques spécifiques⁷⁵, un profil de présence à l'intérieur du logement est généré puis, dans un second temps, les périodes de présence sont comblées par des séries d'activités parmi 20 possibles. La résolution est de 10 minutes. Dans une de ses variantes, le modèle de présence repose sur un processus de Markov « d'ordre élevé » : lorsqu'une période de présence débute, sa durée est déterminée à partir de la distribution des durées des périodes de présence qui commencent à l'heure considérée. Les activités, quant à elles, sont toujours modélisées de cette manière. Par exemple, si à 12 h le processus de Markov

⁷⁵ Certaines caractéristiques sont partagées par les membres d'un même ménage (p.ex. le revenu ou le statut d'occupation), d'autres sont propres à l'individu (p.ex. l'âge ou le statut d'emploi).

déclenche le début de l'activité « cuisiner », la durée de cette activité est déterminée en fonction de la distribution des durées de l'activité « cuisiner » débutant à midi (qui n'est pas la même qu'à 18 h ou à 23 h par exemple). Si la durée déterminée (par la MTI) est de 1 h par exemple, alors le processus de Markov ne reprend qu'à 13 h pour déterminer l'activité suivante. La richesse du modèle réside dans la dépendance des probabilités de transition et des distributions des durées aux caractéristiques sociodémographiques des individus.

Cependant, ce modèle n'est pas utilisable en tant que tel dans un outil de simulation. Il faudrait en effet qu'à chaque simulation l'utilisateur renseigne lui-même l'ensemble des entrées, c'est-à-dire les vingt et une caractéristiques individuelles de tous les habitants. Notre objectif étant de réaliser des séries de simulation avec des ménages différents, il est indispensable d'intégrer un modèle complémentaire capable de générer des habitants avec leur jeu complet de caractéristiques. Ce modèle remplira plusieurs fonctions.

- ✓ Il créera des ménages réalistes en tenant compte des caractéristiques du logement (ce qui sera utile pour définir des niveaux d'équipement en appareils électroménagers et de loisir).
- ✓ Il fournira les entrées nécessaires au modèle de présence et d'activités développé par Wilke et al..
- ✓ L'ensemble des variables qui caractérisent le logement et ses occupants pourront être intégré aux analyses de sensibilité. Ainsi, l'influence de ces paramètres sur les consommations énergétiques des logements pourra être quantifiée à travers le modèle. Jusqu'alors dans la littérature, l'influence des caractéristiques sociodémographiques des habitants sur la performance énergétique des bâtiments n'a été étudiée qu'au moyen d'enquêtes. Les conclusions sont d'ailleurs souvent contradictoires (Guerra Santin et al., 2009), plusieurs auteurs observant des variations importantes liées à certains paramètres sociologiques (ce qui va dans le sens des écarts de consommations importants mesurés entre logements identiques au chapitre 1, cf. Figure 1) et d'autres non.
- ✓ Associé à une interface adaptée, il permettra de fournir un outil de modélisation de l'occupation prêt à l'emploi à un large panel d'utilisateurs professionnels.

3.2 Présentation des données issues de l'EET française 1999

Le modèle développé par Wilke et al. repose sur l'EET conduite en France par l'Insee en 1998-1999⁷⁶. Cette section en présente les éléments qui nous intéressent principalement, à savoir : les caractéristiques sociodémographiques des individus, les informations relevées relatives à leurs activités et présence, ainsi que certains biais exigeant un traitement lors du développement du modèle.

3.2.1 Caractéristiques individuelles

15441 individus (dont 810 enfants) appartenant à 12000 ménages⁷⁷ ont répondu à cette enquête. Les jours de la semaine ainsi que les mois de l'année sont répartis de façon uniforme et les individus

⁷⁶ Enquête disponible à l'adresse suivante : <http://www-2009.timeuse.org/information/studies/data/france-1998-99.php>

⁷⁷ Un ménage regroupe l'ensemble des occupants d'une résidence principale qu'ils aient ou non des liens de parenté. Un ménage peut être composé d'aucune (individu seul ou personnes sans lien de parenté), une ou plusieurs familles (ou foyers).

(<http://www.insee.fr/fr/publics/communication/recensement/particuliers/doc/fiche-menages-familles.pdf>)

proposent des profils variés représentatifs de l'ensemble de la société. Les informations démographiques et socio-économiques sont répertoriées dans le Tableau 18. Cependant toutes ne se sont pas révélées significatives quant à la présence et aux activités à l'intérieur des logements. Certaines situations particulières sont repérées par des valeurs spécifiques telles que « -8 », « -7 », « -1 » ou « 99 » suivant la nomenclature internationale de ce type d'enquête⁷⁸.

Tableau 18 : Liste des variables démographiques et socio-économiques de l'enquête (retenues et non retenues dans le modèle).⁷⁹.

Variable	Description et valeurs possibles	
Variables retenues dans le modèle		
day**	Jour de l'enquête, de lundi à dimanche	
sex**	1 : homme 2 : femme	
age**	(modèle de présence)	(modèle d'activités)
	1 : <18 2 : 18-27 3 : 28-39 4 : 40-59 5 : ≥60	1 : <26 2 : 26-45 3 : 46-62 4 : >62
hhtype**	Type de ménage:	
	(modèle de présence) 1 : personne seule 2 : couple seul 3 : couple + autres 4 : autre type de foyer	(modèle d'activités) hh1: personne seule
agekidx	Age de l'enfant le plus jeune du ménage:	
	-7 : pas d'enfant 1 : 0-4 2 : 5-12 3 : 13-17 4 : 18+	
incorig**	Revenu disponible du ménage en euros de 2012 ⁸⁰ :	
	(modèle de présence) 1 : < 700 2 : 700 - 1900 3 : 1900 - 4000 4 : > 4000 99 : non renseigné	(modèle d'activités) inc: ≥ 700

⁷⁸ <http://www.timeuse.org/files/cckpub/858/mtus-user-guide-r6-july-2013.pdf>

⁷⁹ Parmi les variables retenues, celles qui ne sont pas marquées ne sont utiles qu'au modèle de présence, celles qui sont marquées par un astérisque sont utilisées dans la modélisation des activités et les variables marquées par deux astérisques interviennent dans les deux modèles (les catégories formées sont parfois différentes, certaines caractéristiques qui peuvent prendre plus de deux valeurs dans le modèle de présence n'en prennent que deux dans le modèle d'activité. Le complémentaire n'est alors pas explicité).

⁸⁰ L'enquête relevait les revenus en francs français de 1998-1999. Les montants ont été convertis en euros de 2012 en termes de pouvoir d'achat grâce à un convertisseur mis à disposition en ligne par l'Insee qui opère la correction liée à l'inflation observée entre les deux années.

<http://www.insee.fr/fr/themes/calcul-pouvoir-achat.asp>

ownhome**	Situation de la personne interrogée vis-à-vis de son logement:	
	(modèle de présence) 1 : propriétaire 2 : locataire 3 : autre arrangement	(modèle d'activités) owner: locataire
urban**	Site : 1 : urbain/suburbain 2 : rural/semi-rural	
computer*	Possession d'un ordinateur: 0 : non 1 : oui	
Vehicle**	Possession d'un véhicule (voiture ou deux-roues motorisé):	
	(modèle de présence) 0 : aucun 3 : 1 4: 2+	(modèle d'activités) noveh: aucun
famstat	Situation de famille au niveau individuel: 0 : adulte âgé de 18 à 39 ans sans co-résident enfant de moins de 18 ans 1 : adulte ayant un co-résident enfant de moins de 5 ans 2 : adulte ayant un co-résident enfant âgé de 5 à 17 ans et pas de co-résident de moins de 5 ans 3 : adulte âgé de plus de 40 ans sans co-résident enfant de moins de 18 ans 4 : répondant âgé de moins de 18 ans vivant avec ses parents/tuteurs 5 : répondant âgé de moins de 18 ans vivant suivant un arrangement autre ou inconnu	
singpar	Parent isolé: 0 : non 1 : oui	
civstat	Statut civil: 1 : en couple, vit avec son conjoint/partenaire 2 : pas en couple	
empstat**	Statut d'emploi: 1 : temps plein 2 : temps partiel 3 : employé, statut inconnu 4 : ne travaille pas	
student**	Etudiant, élève: -8 : non renseigné 0 : non 1 : oui	
retired**	Retraité: 0 : non 1 : oui	
workhrs	Nombre d'heures travaillées au cours de la semaine précédent l'enquête: -1 : non renseigné 1 : 1-20 2 : 21-40 4 : > 40	
edtry**	Niveau d'études	

	(modèle de présence) 1 : aucun diplôme 2 : bac 3 : bac+3 4 : ≥ bac+5	(modèle d'activités) edu: ≥ bac
health*	Etat général de santé: 1 : de mauvais à passable 2 : de bon à très bon	
carer**	S'occupe de/aide à domicile (de manière routinière) une personne qui en a besoin: 0 : non 1 : oui	
disab**	Invalidité: -8 : non renseigné 0 : non 1 : oui	
Variables relevées dans l'enquête mais non retenues dans le modèle		
cday	n° du jour dans le mois, de 1 à 31	
month	Mois du jour de l'enquête, de 1 à 12	
citizen	Citoyen français : 0 : non 1 : oui 99 : non renseigné	
empsp	Statut d'emploi du conjoint/partenaire : -7 : pas de conjoint 1 : employé à temps plein 2 : employé à temps partiel 3 : employé, statut inconnu 4 : non employé	
occup	Domaine d'activité professionnelle : -1 : non renseigné 2 : haute direction (senior management) 3 : finance et droit 4 : science et ingénierie 5 : services civils et sociaux 6 : enseignement et sciences sociales 7 : autres professions 8 : santé, aide éducative et aide sociale 9 : administration, travail de bureau 10 : sécurité, armée 11 : vente et services 12 : agriculture, élevage, forêts, pêche 13 : construction, transport de marchandises, extraction, montage et réparation 14 : travailleur indépendant, non professionnel	
sector	Secteur d'activité : -1 : non renseigné 1 : public 2 : privé	
rushed	Sentiment d'être débordé : -8 : non renseigné	

	1 : quasiment jamais 2 : parfois 3 : souvent
--	--

3.2.2 Activités renseignées

Les répondants renseignent leurs activités au cours d'une journée et les localisations correspondantes (lieu de travail, domicile, transports, magasins, etc.). Puisqu'ils se focalisent sur les logements, Wilke et al. traitent ces dernières comme une variable binaire : présent ou absent du logement. Lorsqu'elle n'est pas renseignée, la localisation est déduite de l'activité. L'enquête brute fait état de 40 types d'activités. En éliminant celles qui ont lieu à l'extérieur du logement et en fusionnant certaines qui sont similaires en termes d'impact sur la consommation énergétique du bâtiment, le nombre d'activités est ramené à 20 (Figure 52). Ce nombre reste élevé pour une application à la simulation thermique des bâtiments. Cependant, rien n'interdit de considérer de manière identique plusieurs activités qui auraient le même impact en matière de consommation énergétique. Le modèle de présence et d'activités devant servir par la suite de support à une modélisation de l'utilisation des appareils électroménagers et des puisages d'eau, il est préférable de conserver une flexibilité suffisante.

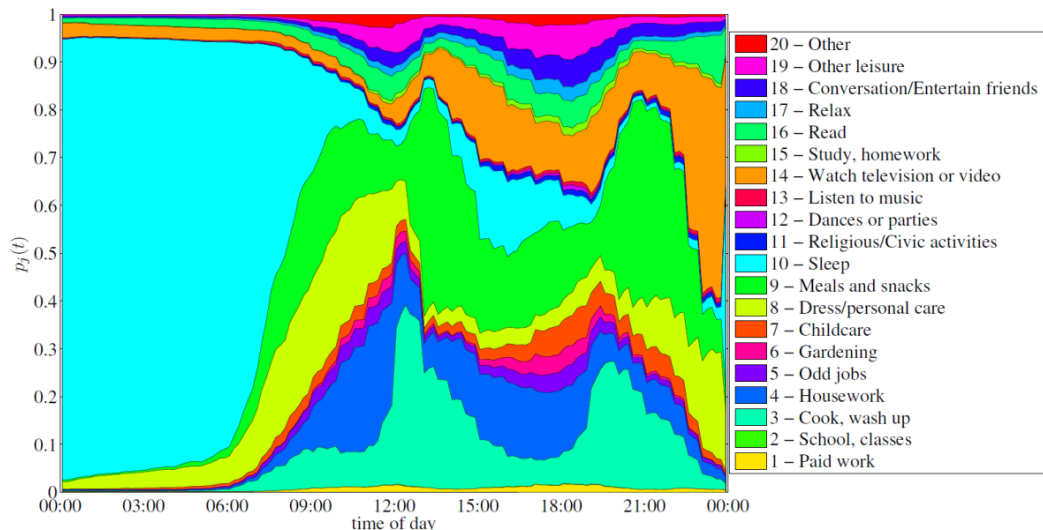


Figure 52 : Profil des types d'activité des individus à l'intérieur de leur logement après regroupement en 20 activités. Jours de semaine et week-end sont confondus. Source Wilke et al. (2011)

3.2.3 A propos de certains biais de l'enquête

Le pas de temps de l'enquête est de dix minutes mais les personnes interrogées semblent arrondir fréquemment les heures de départ et les durées des activités à des heures ou des demi-heures « exactes ». Pour cette raison par exemple (et également pour avoir une plus grande significativité statistique en augmentant le nombre de transitions), les probabilités de transition entre présence et absence (et inversement) sont calibrées avec une résolution horaire puis ramenées à un pas de temps de 10 minutes (cf. § 3.3.1.2).

L'enquête présente un second artefact nécessitant un traitement : les carnets d'activités étant remplis sur une journée de 0 h à 24 h, il y a un manque de continuité à minuit. Les occupants ont tendance à commencer à 0 h par l'activité « dormir » alors que leurs activités de la soirée devraient vraisemblablement se poursuivre souvent au-delà de minuit. Le défaut, corrigé dans d'autres enquêtes

par le déplacement de l'heure de fin au milieu de la nuit (4 h du matin par exemple), apparaît clairement sur la Figure 52. Ce biais fera l'objet d'un traitement pour identifier la proportion de périodes de présence ou d'activités tronquées « à droite » et rectifier au mieux leur durée.

Les erreurs de saisie lors de l'écriture des carnets d'activité par les individus enquêtés ou lors de la transcription des carnets au format électronique par les enquêteurs sont négligées. La question du réalisme des informations issues de questionnaires, à laquelle nous avons été confrontés sur la question (plus sensible et polémique) des congés maladie dans le chapitre 2, est trop vaste pour être discutée ici. Les résultats de l'enquête sont supposés refléter la réalité.

Remarque quant à l'ancienneté de l'enquête: une Enquête Emploi du Temps a été réalisée en 2009-2010 par l'Insee. Les évolutions des temps sociaux observés entre 1999 et 2010 ne sont, heureusement pour nous, pas très importantes. D'après un tableau récapitulatif comparatif des deux enquêtes (plus celle de 1986)⁸¹, les écarts les plus importants consistent en une diminution de 3h40 à 3h01 du temps journalier consacré aux tâches ménagères et aux courses par les femmes (de 2h28 à 2h10 pour les hommes). On remarque également une augmentation de 0h38 à 0h55 du temps journalier consacré au trajet toujours pour les femmes (de 0h37 à 0h51 chez les hommes). L'usage d'internet a fortement augmenté sur la période⁸² mais cela concerne davantage les usages électriques puisque cette évolution ne modifie pas en tant que tel le temps consacré aux loisirs ou au travail. Pour le reste, les différences sont faibles et n'interdisent pas l'utilisation des résultats de l'enquête de 1999 pour prédire des comportements actuels.

3.3 Modèle de présence dans les logements (Wilke et al. 2013)

Cette section présente la première étape du modèle, à savoir la génération d'un scénario de présence par individu. L'établissement des scénarios d'activités à l'intérieur des périodes de présence fera l'objet de la section suivante.

Wilke et al. présentent tout d'abord un premier modèle simplifié. Il s'agit d'un modèle d'ordre zéro (sans mémoire) calibré sur l'intégralité de l'échantillon de l'enquête. Partant de la probabilité globale de présence à chaque pas de temps, il permet de générer des profils de présence par un processus de Bernoulli (qui détermine directement l'état de présence à chaque pas de temps en fonction de la probabilité de présence à ce pas de temps). Ce modèle étant indépendant des caractéristiques des individus il est noté IIM (pour Individual Independant Model). Il est introduit ici car ses performances seront comparées à celles des modèles suivants, plus raffinés, dans le paragraphe 3.3.3.

Deux autres modèles de prédiction de la présence des occupants dans les logements ont été développés par Wilke et al. Tous deux reposent sur des chaînes de Markov inhomogènes. Le premier est un modèle du premier ordre dans lequel, à la manière du modèle de présence dans les bureaux du chapitre 2, l'état de présence est prévu au pas de temps suivant en comparant la probabilité de changement d'état (propre à l'individu, au jour de la semaine et au pas de temps) à un nombre aléatoire tiré suivant une loi uniforme sur $[0 ; 1[$.

Le second est un modèle hybride, identifié par Wilke et al. sous la dénomination « modèle de Markov d'ordre élevé ». Lorsqu'une présence débute, la durée de la période de présence est calculée à

⁸¹ Comparatif des enquêtes emploi du temps de 1986, 1999 et 2010:

http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=natccf05519

⁸² Evolution du temps consacré à internet: http://www.insee.fr/fr/themes/document.asp?ref_id=ip1377

partir de la distribution de probabilité des durées de présence (propre également à l'individu, au jour de la semaine et au pas de temps). Le calcul est effectué par la MTI. L'ordre supérieur de ce deuxième modèle présente a priori plusieurs intérêts :

- Contrairement aux bureaux pour lesquels les périodes de présence et d'absence sont fortement contrastées (probabilité de présence forte en milieu de matinée et d'après-midi et faible la nuit), les logements présentent souvent des plages horaires sur lesquelles les probabilités de présence ont des valeurs intermédiaires. Avec un modèle du premier ordre, il risque d'apparaître des fluctuations malgré la mémoire d'un pas de temps du processus de Markov. Par exemple, dans le cas hypothétique où la probabilité de présence d'un individu est d'environ 0,5 de 10 h à midi, le modèle du premier ordre risque de surestimer le nombre d'alternances de périodes de présences et d'absences. Or la réalité est certainement plus proche de l'énoncé « il y a une chance sur deux pour que la personne soit absente la matinée ». Si tel est le cas, le fait de calculer la durée permettra une prédiction plus réaliste.
- En limitant le nombre de fluctuations présence/absence, on peut a priori mieux modéliser par la suite les activités puisque celles-ci sont forcément interrompues à chaque fois que l'occupant quitte le logement.
- La méthode n'est pas plus coûteuse en temps de calcul puisque la prédiction de la durée est compensée par une interruption du processus de Markov aussi longtemps que dure la présence. Les pas de temps sont simplement décrémentés et le processus reprend son cours lorsque l'occupant quitte le logement.

Remarque : les deux modèles ont été implémentés dans le module « Occupation ».

3.3.1 Probabilités de transition

3.3.1.1 Calibrage au pas de temps horaire

Les résultats de l'enquête sont interprétés en termes de présence et d'absence par l'association des activités à l'une ou à l'autre situation. Les probabilités de transition sont calibrées au pas de temps horaire en raison du biais « d'arrondissement des réponses » (cf. § 3.2.3). La probabilité de présence à l'heure $n + 1$ est liée à la probabilité de présence à l'heure n par la relation :

$$P(n + 1) = T_{1h}(n)P(n) \quad (3.1)$$

Avec

$$T_{1h}(n) = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{01} \\ t_{10} & t_{00} \end{pmatrix}_n, \text{ la matrice de transition avec une résolution d'une heure de l'heure } n$$

Et

$$P(n) = \begin{pmatrix} p(n) \\ 1 - p(n) \end{pmatrix}, p(n) \text{ étant la probabilité de présence à } t = n \text{ et } 1 - p(n) \text{ la probabilité d'absence.}$$

Les probabilités de transition dépendent des caractéristiques de l'individu regroupées dans un vecteur de variables indicatrices⁸³ $x = (x_1, \dots, x_M)$. Etant donné le nombre élevé de variables de l'enquête (cf. Tableau 18), seules les variables binaires ayant un effet significatif sur la probabilité de transition à l'heure considérée sont conservées. Pour chaque heure, la sélection est réalisée de la manière suivante :

⁸³ Variables binaires construites à partir des différents états que peuvent prendre les variables (une variable qui peut prendre 5 valeurs est transformée en 5 variables indicatrices. Par exemple age est transformé en age_1, age_2, age_3, age_4 et age_5, qui valent respectivement 1 et quatre fois 0 pour un individu âgé de moins de 18 ans).

toutes les possibilités de division de l'échantillon en deux sous-groupes sont testées et la division qui suscite l'écart le plus significatif sur la proportion de transitions effectuées⁸⁴ est conservée. Toutes les divisions possibles sont alors testées pour chacun des deux sous-groupes résultants, et ainsi de suite jusqu'à ce qu'aucun sous-groupe ne puisse plus être divisé au sens où les deux proportions seraient significativement différentes avec un risque d'erreur inférieur à 5 %⁸⁵.

Sur l'intégralité des variables indicatrices de l'enquête (formées à partir de 17 des variables répertoriées dans le Tableau 18⁸⁶ auxquelles s'ajoute le jour de la semaine), 64 sont retenues pour l'ensemble du modèle de présence.

A partir de l'état dans lequel il se trouve (présent ou absent), un occupant peut soit rester dans cet état soit en changer. L'action opérée est une variable binaire. Pour modéliser sa probabilité, des régressions logistiques sont réalisées pour chaque heure sur les variables qui ont préalablement été retenues pour cette heure. Soient β_i sont les paramètres du modèle logit, les probabilités de transition obtenues ont la forme suivante :

$$t_{01}(x, n) = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0^{01}(x, n) + \beta_1^{01}(x, n)x_1 + \dots + \beta_M^{01}(x, n)x_M))}$$

$$t_{10}(x, n) = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0^{10}(x, n) + \beta_1^{10}(x, n)x_1 + \dots + \beta_M^{10}(x, n)x_M))} \quad (3.2)$$

Les autres valeurs de la matrice de transition sont obtenues par les relations :

$$t_{11} + t_{10} = t_{01} + t_{00} = 1 \quad (3.3)$$

3.3.1.2 Dérivation au pas de temps de 10 minutes

La chaîne des matrices de Markov avec une résolution de 10 minutes est obtenue grâce à l'équation de Chapman-Kolmogorov selon laquelle à un instant t donné :

⁸⁴ Test z sur les deux proportions.

⁸⁵ Nous disposons des coefficients calibrés par Wilke et al., mais nous n'avons pas accès au détail du processus de division en sous-groupes. Par conséquent nous prenons un exemple fictif pour illustrer la méthode. Considérons l'heure h . Supposons que parmi toutes les divisions possibles de l'échantillon en deux parties, la division la plus significative en termes de nombre de transitions effectuées soit celle qui distingue « les individus ayant plus de 60 ans » des « individus de moins de 60 ans ». Ces deux catégories de la population constituent chacune une branche et la division la plus significative sera recherchée à l'intérieur de chacune d'elles. Par exemple, la division la plus significative à l'intérieur du groupe des « individus de plus de 60 ans » pourra séparer le « dimanche » des « autres jours » tandis que la division la plus significative au sein du sous groupe des « individus des moins de 60 ans » pourra séparer les « individus de moins de 18 ans » des « individus ayant entre 18 et 60 ans ». Pour filer l'exemple, on peut imaginer que plus aucune distinction n'apparaît significative (au seuil de 5 %) dans 3 des 4 branches définies tandis que la branche « plus de 60 ans » + « dimanche » peut encore être divisée une fois, entre « hommes » et « femmes » par exemple. Au final les probabilités de transition à l'heure h seront calibrées suivant les variables binaires suivantes (notations d'après les codes du Tableau 18, complémentaires non précisés) : « age = 5 », « age = 1 », « day = 1 », et « sex = 1 ».

⁸⁶ 1) sex, 2) age, 3) agekidx, 4) hhtype, 5) famstat, 6) hhtype, 7) empstat, 8) workhrs, 9) edtry, 10) urban, 11) civstat, 12) carer, 13) disab, 14) singpar, 15) retired, 16) student, 17) incorig, 18) day

$$T_{10\ min}(t) = T_{1h}(t)^{1/6} \quad (3.4)$$

Si on considère $n = 14$ par exemple, la racine 6^{ème} de $T_{1h}(n)$ correspond à la matrice de transition avec une résolution de 10 minutes à 14h30 : $T_{10\ min}(n + 30\ min)$. Les probabilités de transition pour les autres pas de temps de 10 minutes sont ensuite approximées par interpolation linéaire. Par exemple : $t_{10\ 10\ min}(n + 40\ min) = \frac{5}{6} \cdot t_{10\ 10\ min}(n + 30\ min) + \frac{1}{6} \cdot t_{10\ 10\ min}((n + 1) + 30\ min)$

Lors du calcul des racines 6^{èmes} des matrices $T_{1h}(n)$, il est possible que la deuxième valeur propre⁸⁷ qui est $1 - (t_{10h}(n) + t_{01h}(n))$ soit négative ce qui implique qu'elle n'a pas de racine 6^{ème} réelle. Dans ce cas elle est fixée à 0⁸⁸ (Wilke et al. ne donnent pas d'indication précise sur la manière dont ils ont résolu cette difficulté). Pour les valeurs propres positives, nous prenons les racines 6^{èmes} positives afin d'être certains d'obtenir (après multiplication par les matrices de passage) des valeurs situées dans l'espace de définition des probabilités, i.e. [0 ; 1].

A ce stade, nous disposons des probabilités de transition sur 24 h avec une résolution de 10 minutes en fonction des caractéristiques de l'individu et du jour de la semaine.

A titre d'information, la Figure 53 donne la moyenne, les valeurs de t01 et t10 moyennées sur l'ensemble de la population de l'enquête, avec une résolution de 10 minutes. On y lit par exemple que la probabilité d'arrivée (courbe bleue) est maximale (en moyenne) à 19h20 tandis que la probabilité de quitter son logement est maximale à 8h20.

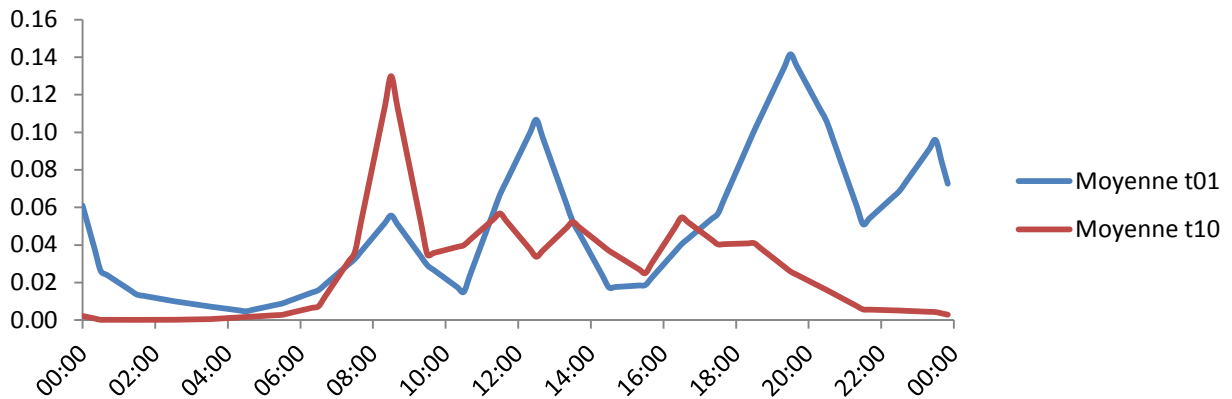


Figure 53: Moyenne sur l'ensemble de la population de l'enquête des valeurs de t01 et t10 avec une résolution de 10 minutes

Les informations détenues à ce stade sont suffisantes pour faire fonctionner le processus de Markov du premier ordre (FOMP). Pour le processus d'ordre élevé (HOMP), il reste à établir les distributions des

⁸⁷ La deuxième valeur propre étant 1.

⁸⁸ Cela correspond à la condition $Trace(T) \geq 0$ qui est nécessaire et suffisante à l'existence d'une matrice stochastique M telle que $M^n = T$ avec n pair (et T et M des matrices 2x2) d'après (He & Gunn, 2003). Nous avons testé une autre solution dans le cas où il n'y a pas de racine réelle. Elle consiste à obtenir la matrice réelle A telle que $A^n = T'$ qui minimise l'écart entre T et T' au sens des moindres carrés sur les 4 termes (par l'algorithme d'optimisation Levenberg-Marquardt). Après avoir constaté des écarts minimes entre ces deux solutions sur les profils de $t_{10\ 10\ min}$ et $t_{01\ 10\ min}$, il a été choisi de retenir la première solution (mise à 0 de la valeur propre). Ceci permet de ne pas compliquer le modèle, d'autant que l'occurrence de l'inégalité $1 - (t_{10h}(n) + t_{01h}(n)) < 0$ est rare. En réalisant le test sur l'ensemble de la population de l'enquête (15441 individus x 24h), le cas s'est produit environ 2000 fois soit un ratio d'occurrence de 0,5 %.

durées de présence en fonction des caractéristiques individuelles, du jour de la semaine et de l'heure d'arrivée.

3.3.2 Durées des périodes de présence

3.3.2.1 Désagrégation en fonction des caractéristiques individuelles et approximation par des lois de Weibull

En raison des mêmes biais qui affectaient les probabilités de transition, les distributions des durées des périodes de présence sont calculées au pas de temps horaire. Une distribution identique est ensuite utilisée pour les six pas de temps qui composent une heure.

Les caractéristiques individuelles et le jour de la semaine sont pris en compte suivant une méthode récursive qui présente des similitudes avec la méthode employée pour sélectionner les variables explicatives des probabilités de transition. A partir de l'enquête, pour une heure donnée, le nombre d'arrivées au cours de l'heure est recensé ainsi que chacune des durées de présence associées. Toutes les divisions possibles en deux sous groupes, relativement à l'ensemble des variables binaires décrivant l'individu et la journée, sont alors testées en comparant les durées de présences moyennes de chacun des deux sous groupes (tests z^{89}). La division entraînant l'écart le plus élevé entre les durées moyennes des sous-groupes est conservée et l'opération est répétée au sein de chaque sous-groupe jusqu'à ce que plus aucune distinction ne puisse être opérée avec un risque d'erreur inférieur à 5 %. Ainsi, le nombre de sous-groupes finaux varie d'une heure à l'autre. Il est par exemple de 91 entre 0 h et 1 h alors qu'aucune division significative n'est décelée entre 5 h et 6 h et qu'il n'y a par conséquent qu'un seul groupe pour cette heure-ci.

Pour chaque sous-groupe final, la distribution des durées de présence est modélisée par une loi de Weibull (équation 3.5). Soit un sous-groupe de l'heure h ($h \in \llbracket 1; 24 \rrbracket$) associé au couple de paramètres de Weibull (λ, k) . Pour un individu et un jour correspondant à ce sous groupe, la PDF des durées de présence débutant au cours de l'heure h (i.e. au pas de temps t_{start} noté t_s avec $t_s \in \llbracket (h-1) \times 6; (h-1) \times 6 + 5 \rrbracket$) est donnée par :

$$f_{t_s}(t) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^k\right) \quad (3.5)$$

Les paramètres de forme et d'échelle, respectivement λ et k , sont déterminés par la méthode du maximum de vraisemblance. Cela signifie que leurs valeurs sont fixées de manière à maximiser la

⁸⁹ Soient μ_1 et μ_2 les durées moyennes au sein des deux échantillons de taille n_1 et n_2 , nous voulons savoir si l'hypothèse nulle H_0 , selon laquelle « $\mu_1 = \mu_2$ », peut être rejetée avec un risque d'erreur α maîtrisé (p.ex. 5 %). Si elle ne peut pas être rejetée alors nous devons supposer qu'il existe une différence entre les deux échantillons, donc que la variable selon laquelle ils sont différenciés est influente. La dimension suffisante des échantillons nous assure que les durées à l'intérieur des deux échantillons sont distribuées normalement. Par ailleurs, l'écart-type σ des durées est connu. La statistique de test $z = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$ est calculée, sachant que, si l'hypothèse H_0 est vraie, elle doit

suivre une loi normale centrée réduite. La probabilité d'observer la valeur de z précédemment calculée dans le cas où H_0 est vraie peut donc être calculée. Cette valeur, appelée p-value est ensuite comparée au risque d'erreur α . Si $p\text{-value} < \alpha$ alors H_0 peut être rejetée avec un risque d'erreur inférieur à α . On considère alors que la différence entre les deux échantillons est significative.

probabilité de reproduire, par une loi de Weibull, la distribution observée. Plusieurs lois de Weibull sont représentées sur la Figure 54. Elles correspondent aux PDFs des durées de présence commençant à midi pour quatre sous groupes présentées dans l'arbre de la Figure 55 (notations du Tableau 18).

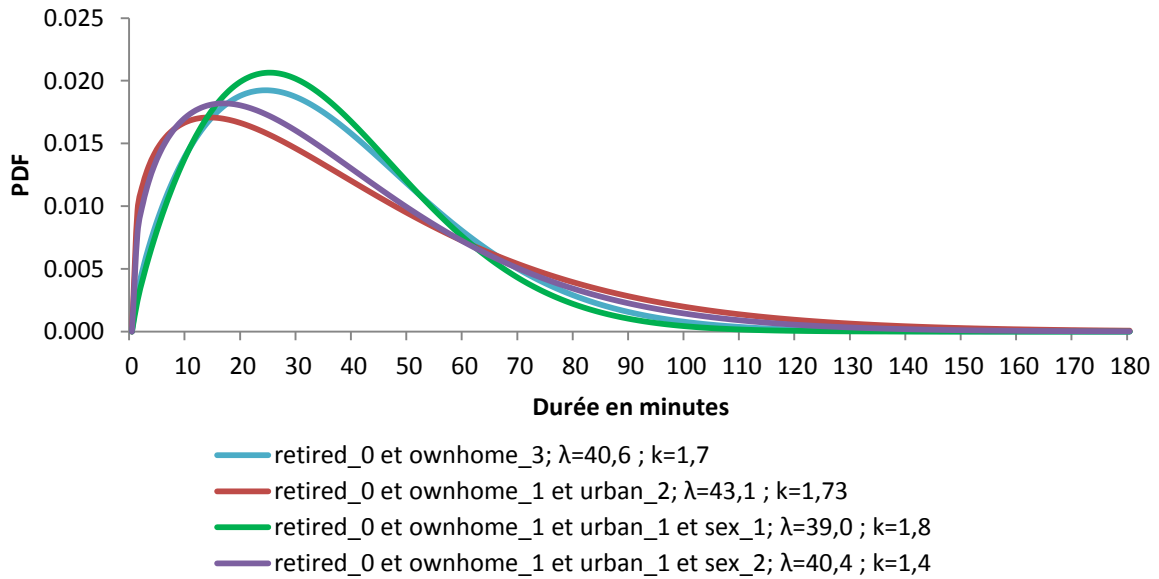


Figure 54 : PDFs des durées de présence débutant à midi pour quatre sous groupes de la population.

La Figure 54 indique que les personnes arrivant à midi (pour les quatre sous groupes présentés) ont de grandes chances de rester à leur domicile entre 10 et 60 minutes (pour déjeuner selon toute vraisemblance) puis de repartir. Les retraités, qui n'appartiennent pas au sous-groupes représentés, sont associés à des λ supérieurs (cf. arbre de la Figure 55), c'est à dire à des PDFs plus étalées. Ils restent donc plus longtemps en moyenne. Aucun groupe n'est associé à une PDF fortement différenciée, centrée par exemple sur 20 h, indiquant qu'ils ont des probabilités élevées de ne plus quitter leur logement jusqu'au lendemain matin. Ces cas se produisent mais en nombre insuffisant pour qu'ils soient identifiés par le processus de sélection. De plus les lois de Weibull ne permettent pas de saisir le caractère bimodal des PDFs (avec par exemple un mode centré sur trente minute et un autre sur 20 h).

3.3.2.2 Gestion de la discontinuité de l'enquête à minuit

Comme cela a été évoqué au § 3.2.3, du fait du format de l'enquête, toutes les périodes de présence qui ne se sont pas achevées plus tôt sont interrompues le soir à minuit. Il y a toutes les raisons de penser qu'elles auraient dû se poursuivre au-delà et par conséquent on les qualifie de « censurées à droite ».

Afin de prendre en compte cet artefact, la distribution des durées est corrigée sur la base de l'hypothèse suivant laquelle les durées interrompues à minuit peuvent être remplacées par la somme de la durée restante jusqu'à minuit et d'une nouvelle durée qui commencerait à 0 h le lendemain. Pour le jeu de caractéristiques x , en notant $\rho_{t_s}(x)$ le pourcentage de durées débutant à t_s censurées, $f_{t_s,u}(x, t)$ la PDF des durées débutant à t_s non censurées, et $f_1(x, t)$ la PDF des durées débutant au cours de la première heure de la journée, la PDF corrigée est donnée par :

$$f_{t_s}(x, t) = (1 - \rho_{t_s}(x))f_{t_s,u}(x, t) + \rho_{t_s}(x)f_1(x, t - (24h - t_s)) \quad (3.6)$$

Par rapport à Wilke et al., nous avons structuré les caractéristiques en dissociant les critères liés à l'individu et ceux liés à la journée afin de pouvoir calculer des profils de présence hebdomadaire. Ceci nous permet d'utiliser ici la PDF $f_1(x, t)$ du lendemain plutôt que celle de la journée courante (p.ex. à une durée qui débute le vendredi soir et qui est censurée on ajoute une durée calculée à partir de la distribution des durées du samedi à 0h00 et non du vendredi à 0h00).

3.3.2.3 Structuration des données en arbres binaires

Les distributions des durées de présence sont fonction de l'heure de la journée, du jour de la semaine et des caractéristiques de chaque individu. Elles sont caractérisées par leurs paramètres k et λ (lois de Weibull). Un classement des différentes distributions sous la forme d'un arbre binaire pour chaque heure de la journée découle logiquement de la procédure de décomposition en sous-groupes successifs décrite précédemment.

Dans la structure en arbre binaire utilisée, les nœuds sont associés à :

- une valeur possible d'une variable binaire ;
- un « fils gauche » et un « fils droit » qui représentent chacun une des deux valeurs d'une même variable binaire (eux-mêmes ont des nœuds fils, et ainsi de suite).

Les derniers nœuds, les seuls à n'avoir pas de fils, sont nommés « feuilles » et correspondent aux sous-groupes finaux du procédé de différenciation. Ils sont associés aux paramètres de la loi de Weibull des distributions des durées de présence correspondant à ce sous-groupe.

Nous donnons à titre d'illustration sur la Figure 55 l'arbre binaire des durées de présence qui débutent à midi. Les noms des étiquettes correspondent aux variables qui caractérisent les individus telles qu'elles sont présentées dans le Tableau 18. L'arbre donné à titre d'exemple se lit comme ceci : si un occupant arrive dans son logement à midi, la durée pendant laquelle il va rester dans son logement dépend tout d'abord du fait qu'il soit ou non retraité. S'il l'est (*retired_1*), la principale distinction suivante correspond à son niveau d'éducation. S'il n'a pas de diplôme de niveau bac ou équivalent (*edtry_1*), la distinction suivante s'effectue en fonction de sa situation civile (vit en couple ou non). S'il vit en couple (*civstat_1*), la distinction la plus représentative sépare les hommes et les femmes. A l'intérieur des sous groupes ainsi formés (« retraité, sans diplôme, en couple, homme » et « retraité, sans diplôme, en couple, femme »), aucune distinction n'est significative, ils ne peuvent plus être subdivisés. Si l'occupant est un homme (*sex_1*), la période de présence qui débute est déterminée par la MTI sur une loi de Weibull de paramètres $\lambda = 44,9$ et $k = 2,0$. Sur cet exemple, on note que le jour de la semaine n'est pas ressorti en tant que variable significative.

Certaines distinctions ne sont pas forcément les plus intuitives, mais il faut garder à l'esprit que les caractéristiques des individus sont multicolinéaires. Dans l'exemple donné, le niveau de diplôme d'une personne retraitée est certainement corrélé à son niveau de vie, son état de santé, ses activités de loisir, etc. Ainsi, le fait que cette variable se révèle la plus significative pour diviser un groupe, signifie que c'est elle qui « contient » le plus d'information sur l'emploi du temps, ces informations allant au delà de la variable elle-même si on la considérait seule.

Remarque sur l'implémentation informatique : La base de données disponible en ligne⁹⁰ contient les résultats et les paramètres des modèles développés par Wilke qui a aimablement répondu à nos

⁹⁰ \\icare-srv03\Public & FTP\Everyone\Wilke, 2013.

questions sur leur utilisation. Tandis que nous travaillons dans l'environnement de développement *Delphi*⁹¹, Wilke et al. ont développé leur modèle sous *Matlab*. La retranscription du modèle nous a conduit à transformer la structuration des données. Les paramètres de Weibull des distributions des durées étaient stockés dans des structures imbriquées spécifiques à Matlab qui ont dû être désagrégées. Pour chaque heure, un fichier texte contenant les informations de son arbre binaire a été créé. Il contient pour chaque feuille (nœud final) de l'arbre, ses caractéristiques individuelles et du jour ainsi que les paramètres λ et k de sa loi de Weibull. Considérons l'arbre des durées des périodes de présence entre midi et 13h présenté sur la Figure 55. La première ligne du fichier associé comprend l'ensemble des variables binaires de l'arbre (après « ,lambda,k, ») :

```
« ,lambda,k,sex_1_,sex_2_,ownhome_3_,ownhome_1_2_,  
ownhome_1_,ownhome_2_,urban_1_,urban_2_,civstat_1_,civstat_2_,retired_0_,retired_1_,edtry_1_,edtry  
_2_3_,carer_0_,carer_1_, ». Suivent 11 lignes correspondant aux 11 feuilles, la première,  
« 1,40.6104,1.7477,,,1,,,,,,1,,,,, », indiquant  $\lambda = 40,6104$  et  $k = 1,7477$  si l'individu est caractérisé par  
« ownhome_3_ » et « retired_0_ ».
```

Le modèle compte 24 arbres pour les durées de présence (un arbre par heure) et, nous le verrons par la suite, 20×24 arbres pour les durées des 20 activités. Chacun d'eux est construit au début de la simulation (étape commune à tout les occupants) à partir du fichier texte correspondant, suivant une méthode de regroupement ascendante : l'algorithme crée un nouveau nœud lorsqu'il identifie deux nœuds qui constituent les fils gauche et droit d'un même père jusqu'à parvenir au nœud initial.

⁹¹ Delphi est un environnement du langage Turbo Pascal dans un paradigme orienté objet. Le niveau de langage est équivalent à celui du C++.

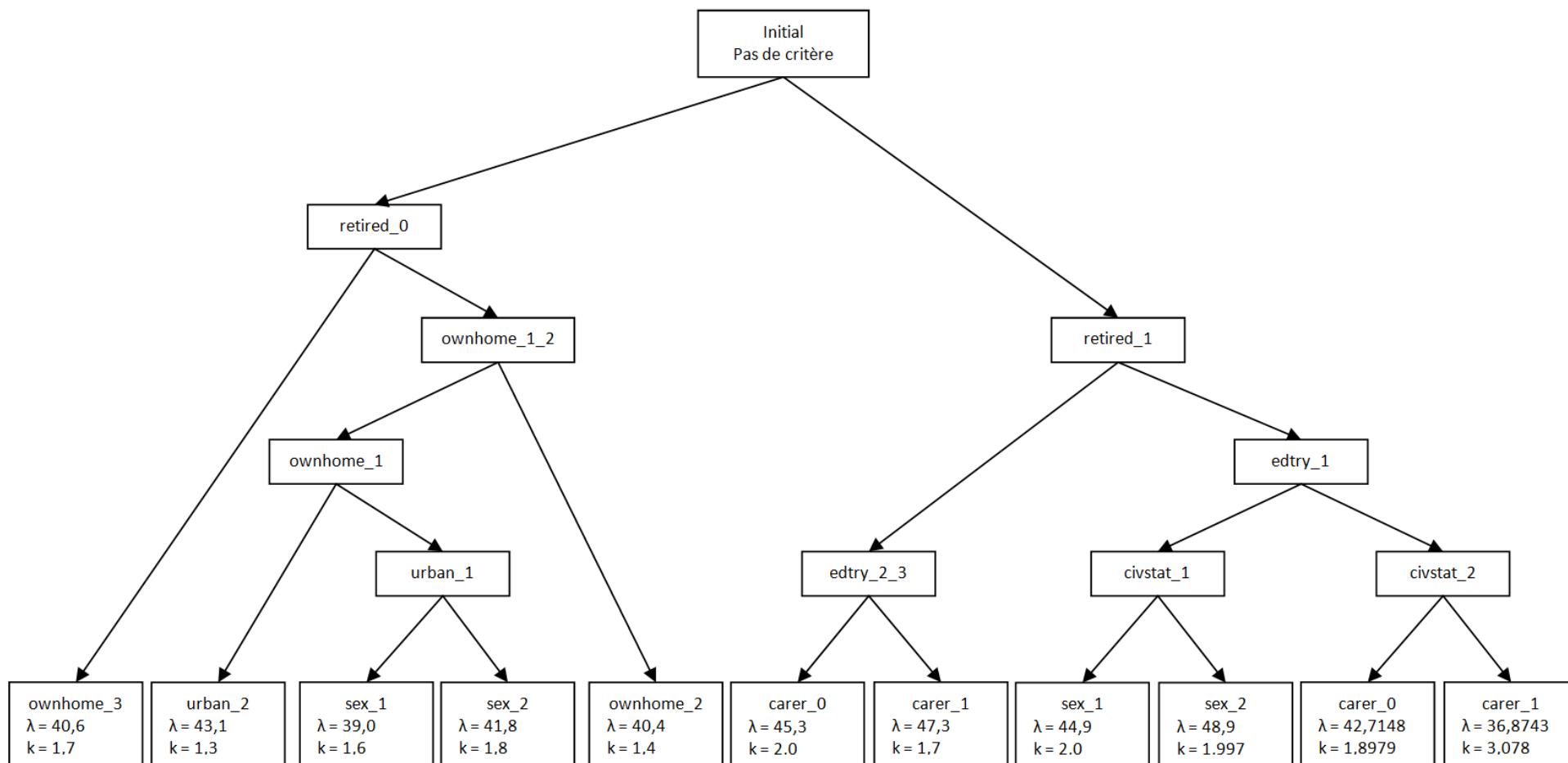


Figure 55 : Arbre binaire pour les durées des présences qui débutent à midi

3.3.3 Choix du modèle de présence

3.3.3.1 Evaluation des modèles

Nous reproduisons ci-dessous un tableau récapitulatif de l'évaluation de la qualité des modèles quant à la prédiction des profils de présence. Pour chaque modèle sont donnés deux critères d'évaluation de leur qualité d'ajustement (i.e. de leur capacité à générer des profils qui « collent » aux résultats de l'enquête) : l'Akaike Information Criterion (AIC) et le Bayesian Information Criterion (BIC). Tout deux dépendent de la log-vraisemblance \mathcal{L}^{92} qui mesure l'adéquation entre la loi de probabilités du modèle et la distribution observée empiriquement. La vraisemblance décrit la probabilité d'obtenir la distribution empirique avec la loi choisie. La log-vraisemblance a donc ses valeurs dans $]-\infty ; 0]$ et le modèle est d'autant plus fiable qu'elle est proche de 0. Les deux critères ont un premier terme proportionnel à l'opposé de la log-vraisemblance afin de rendre compte de la qualité d'ajustement, mais chacun d'eux comprend aussi un terme complémentaire, dont l'objectif est de contrer un accroissement de la vraisemblance dû uniquement à une augmentation du nombre de paramètres du modèle (et d'observations pour le BIC). Les définitions des indicateurs sont les suivantes :

$$AIC = -2\mathcal{L} + 2k_{df}$$

$$BIC = -2\mathcal{L} + k_{df} \ln(N_{obs})$$

k_{df} est le nombre de degrés de liberté du modèle et N_{obs} le nombre d'observations ayant permis sa construction.

Il découle de ces définitions que la comparaison de deux modèles est à l'avantage de celui dont les valeurs de l'AIC et du BIC sont les plus proches de 0. Les formulations des deuxièmes termes indiquent bien que l'objectif est d'avantager les modèles les plus robustes au détriment de ceux qui sur-apprennent les données de départ et sont, par conséquent, moins généralisables. On remarque également une pénalisation plus forte dans le cas du BIC.

Les résultats présentés dans le Tableau 19 indiquent que les indicateurs de qualité d'ajustement des deux modèles de Markov sont très proches. Le modèle calibré sur les données agrégées présente quant à lui une qualité d'ajustement nettement inférieure à celles de ses concurrents, soulignant l'intérêt du calibrage individualisé.

⁹² Soit X une variable aléatoire observée sur N tirages et θ un jeu de paramètres. La vraisemblance d'une loi de paramètres θ est la probabilité d'obtenir (x_1, \dots, x_N) avec cette loi, soit la probabilité conditionnelle $P(X|\theta) = \prod_{i=1}^N P(x_i|\theta)$. Le passage au logarithme est usuel pour travailler sur une somme plutôt qu'un produit.

Tableau 19 : Qualité d'ajustement des modèles (non individualisés pour les deux modèles de Markov) de durées de présence

t_s	N_{Obs}	k_{df}	\mathcal{L}	HM			k_{df}	\mathcal{L}	FOMP			k_{df}	\mathcal{L}	HOMP		
				AIC	BIC				AIC	BIC	AIC			BIC		
1	13187	143	-1.48 · 10 ⁰⁵	2.97 · 10 ⁰⁵	2.98 · 10 ⁰⁵	48	-5.55 · 10 ⁰⁴	1.11 · 10 ⁰⁵	1.12 · 10 ⁰⁵	1.12 · 10 ⁰⁵	2	-5.82 · 10 ⁰⁴	1.16 · 10 ⁰⁵	1.16 · 10 ⁰⁵		
2	81	110	-1.31 · 10 ⁰³	2.84 · 10 ⁰³	3.10 · 10 ⁰³	46	-3.65 · 10 ⁰²	8.22 · 10 ⁰²	9.32 · 10 ⁰²	9.32 · 10 ⁰²	2	-3.55 · 10 ⁰²	7.14 · 10 ⁰²	7.19 · 10 ⁰²		
3	55	110	-7.71 · 10 ⁰²	1.76 · 10 ⁰³	1.98 · 10 ⁰³	44	-2.51 · 10 ⁰²	5.90 · 10 ⁰²	6.78 · 10 ⁰²	6.78 · 10 ⁰²	2	-2.42 · 10 ⁰²	4.88 · 10 ⁰²	4.92 · 10 ⁰²		
4	34	108	-5.28 · 10 ⁰²	1.27 · 10 ⁰³	1.44 · 10 ⁰³	42	-1.67 · 10 ⁰²	4.18 · 10 ⁰²	4.82 · 10 ⁰²	4.82 · 10 ⁰²	2	-1.60 · 10 ⁰²	3.23 · 10 ⁰²	3.26 · 10 ⁰²		
5	26	96	-2.85 · 10 ⁰²	7.62 · 10 ⁰²	8.83 · 10 ⁰²	40	-1.31 · 10 ⁰²	3.42 · 10 ⁰²	3.93 · 10 ⁰²	3.93 · 10 ⁰²	2	-1.23 · 10 ⁰²	2.50 · 10 ⁰²	2.52 · 10 ⁰²		
6	37	92	-5.61 · 10 ⁰²	1.31 · 10 ⁰³	1.45 · 10 ⁰³	38	-1.99 · 10 ⁰²	4.73 · 10 ⁰²	5.35 · 10 ⁰²	5.35 · 10 ⁰²	2	-1.79 · 10 ⁰²	3.61 · 10 ⁰²	3.64 · 10 ⁰²		
7	88	99	-5.21 · 10 ⁰²	1.24 · 10 ⁰³	1.48 · 10 ⁰³	36	-3.95 · 10 ⁰²	8.61 · 10 ⁰²	9.51 · 10 ⁰²	9.51 · 10 ⁰²	2	-3.44 · 10 ⁰²	6.92 · 10 ⁰²	6.97 · 10 ⁰²		
8	193	94	-1.13 · 10 ⁰³	2.45 · 10 ⁰³	2.76 · 10 ⁰³	34	-7.63 · 10 ⁰²	1.59 · 10 ⁰³	1.70 · 10 ⁰³	1.70 · 10 ⁰³	2	-7.22 · 10 ⁰²	1.45 · 10 ⁰³	1.46 · 10 ⁰³		
9	399	78	-3.37 · 10 ⁰³	6.90 · 10 ⁰³	7.21 · 10 ⁰³	32	-1.55 · 10 ⁰³	3.16 · 10 ⁰³	3.28 · 10 ⁰³	3.28 · 10 ⁰³	2	-1.53 · 10 ⁰³	3.06 · 10 ⁰³	3.07 · 10 ⁰³		
10	563	85	-5.73 · 10 ⁰³	1.16 · 10 ⁰⁴	1.20 · 10 ⁰⁴	30	-2.20 · 10 ⁰³	4.46 · 10 ⁰³	4.59 · 10 ⁰³	4.59 · 10 ⁰³	2	-2.18 · 10 ⁰³	4.37 · 10 ⁰³	4.38 · 10 ⁰³		
11	722	79	-8.02 · 10 ⁰³	1.62 · 10 ⁰⁴	1.66 · 10 ⁰⁴	28	-2.78 · 10 ⁰³	5.61 · 10 ⁰³	5.74 · 10 ⁰³	5.74 · 10 ⁰³	2	-2.81 · 10 ⁰³	5.63 · 10 ⁰³	5.64 · 10 ⁰³		
12	1243	70	-1.58 · 10 ⁰⁴	3.18 · 10 ⁰⁴	3.21 · 10 ⁰⁴	26	-4.82 · 10 ⁰³	9.69 · 10 ⁰³	9.82 · 10 ⁰³	9.82 · 10 ⁰³	2	-4.91 · 10 ⁰³	9.83 · 10 ⁰³	9.84 · 10 ⁰³		
13	2710	68	-3.04 · 10 ⁰⁴	6.10 · 10 ⁰⁴	6.14 · 10 ⁰⁴	24	-1.04 · 10 ⁰⁴	2.09 · 10 ⁰⁴	2.10 · 10 ⁰⁴	2.10 · 10 ⁰⁴	2	-1.04 · 10 ⁰⁴	2.07 · 10 ⁰⁴	2.07 · 10 ⁰⁴		
14	1889	62	-1.68 · 10 ⁰⁴	3.37 · 10 ⁰⁴	3.41 · 10 ⁰⁴	22	-7.08 · 10 ⁰³	1.42 · 10 ⁰⁴	1.43 · 10 ⁰⁴	1.43 · 10 ⁰⁴	2	-6.87 · 10 ⁰³	1.37 · 10 ⁰⁴	1.38 · 10 ⁰⁴		
15	611	57	-6.50 · 10 ⁰³	1.31 · 10 ⁰⁴	1.34 · 10 ⁰⁴	20	-2.29 · 10 ⁰³	4.63 · 10 ⁰³	4.71 · 10 ⁰³	4.71 · 10 ⁰³	2	-2.25 · 10 ⁰³	4.50 · 10 ⁰³	4.51 · 10 ⁰³		
16	441	53	-3.56 · 10 ⁰³	7.22 · 10 ⁰³	7.44 · 10 ⁰³	18	-1.55 · 10 ⁰³	3.14 · 10 ⁰³	3.22 · 10 ⁰³	3.22 · 10 ⁰³	2	-1.50 · 10 ⁰³	3.00 · 10 ⁰³	3.01 · 10 ⁰³		
17	668	45	-4.42 · 10 ⁰³	8.93 · 10 ⁰³	9.13 · 10 ⁰³	16	-2.14 · 10 ⁰³	4.31 · 10 ⁰³	4.38 · 10 ⁰³	4.38 · 10 ⁰³	2	-2.13 · 10 ⁰³	4.27 · 10 ⁰³	4.28 · 10 ⁰³		
18	846	41	-5.54 · 10 ⁰³	1.12 · 10 ⁰⁴	1.14 · 10 ⁰⁴	14	-2.60 · 10 ⁰³	5.23 · 10 ⁰³	5.29 · 10 ⁰³	5.29 · 10 ⁰³	2	-2.76 · 10 ⁰³	5.51 · 10 ⁰³	5.52 · 10 ⁰³		
19	837	35	-4.05 · 10 ⁰³	8.17 · 10 ⁰³	8.34 · 10 ⁰³	12	-2.44 · 10 ⁰³	4.90 · 10 ⁰³	4.95 · 10 ⁰³	4.95 · 10 ⁰³	2	-2.67 · 10 ⁰³	5.35 · 10 ⁰³	5.36 · 10 ⁰³		
20	681	29	-2.67 · 10 ⁰³	5.41 · 10 ⁰³	5.54 · 10 ⁰³	10	-1.96 · 10 ⁰³	3.94 · 10 ⁰³	3.99 · 10 ⁰³	3.99 · 10 ⁰³	2	-2.18 · 10 ⁰³	4.37 · 10 ⁰³	4.38 · 10 ⁰³		
21	346	23	-1.13 · 10 ⁰³	2.31 · 10 ⁰³	2.40 · 10 ⁰³	8	-1.04 · 10 ⁰³	2.09 · 10 ⁰³	2.12 · 10 ⁰³	2.12 · 10 ⁰³	2	-1.07 · 10 ⁰³	2.14 · 10 ⁰³	2.15 · 10 ⁰³		
22	77	17	-2.30 · 10 ⁰²	4.95 · 10 ⁰²	5.35 · 10 ⁰²	6	-2.14 · 10 ⁰²	4.40 · 10 ⁰²	4.54 · 10 ⁰²	4.54 · 10 ⁰²	2	-2.22 · 10 ⁰²	4.49 · 10 ⁰²	4.53 · 10 ⁰²		
23	33	9	-7.94 · 10 ⁰¹	1.77 · 10 ⁰²	1.90 · 10 ⁰²	4	-8.15 · 10 ⁰¹	1.71 · 10 ⁰²	1.77 · 10 ⁰²	1.77 · 10 ⁰²	2	-6.96 · 10 ⁰¹	1.43 · 10 ⁰²	1.46 · 10 ⁰²		
24	13	5	-3.17 · 10 ⁰¹	7.34 · 10 ⁰¹	7.62 · 10 ⁰¹	2	-1.94 · 10 ⁰¹	4.29 · 10 ⁰¹	4.40 · 10 ⁰¹	4.40 · 10 ⁰¹	2	-1.94 · 10 ⁰¹	4.28 · 10 ⁰¹	4.39 · 10 ⁰¹		

La comparaison des modèles est logiquement à l'avantage du modèle d'ordre élevé pour ce qui est des durées de présence (même si les lois de Weibull présentent des limites, par exemple pour la prise en compte du caractère bimodal de la distribution des durées à certaines heures). En revanche, le comparatif en termes de probabilités de présence sur l'ensemble des pas de temps est plutôt à l'avantage du modèle d'ordre un, dont le pouvoir prédictif est supérieur à certaines heures, notamment la nuit. Le modèle d'ordre zéro est inférieur aux deux modèles de Markov tant en termes de prédiction des durées que des profils.

3.3.3.2 Choix du modèle de Markov d'ordre 1

La Figure 56 compare le profil moyen issu de l'enquête et les profils moyens issus de la simulation avec les deux modèles de Markov (FOMP d'ordre 1 et HOMP d'ordre élevé). Les profils de présence des 15 441 individus de l'enquête ont été générés (chacun pour le jour de la semaine correspondant à son carnet) avec les deux modèles. Bien que les indicateurs statistiques de qualité fassent état de performances similaires, il apparaît que le modèle du premier ordre (FOMP) génère des profils de présence plus proches en moyenne des résultats de l'enquête. En particulier, la présence de nuit est mieux représentée qu'avec le modèle d'ordre supérieur. Il y a deux raisons principales à cela :

- les personnes interrogées commencent à remplir les carnets d'activité à minuit généralement par l'activité « sommeil » (cf. § 3.2.3), il en découle une sous évaluation des arrivées dans les premières heures après minuit ;
- la représentation des durées par des lois de Weibull dans le modèle HOMP entraîne des prédictions de durées trop courtes pour les présences qui débutent à la première heure de la journée, en raison de leur caractère bimodal.

La présence est sous-estimée durant la matinée par le modèle d'ordre 1 tandis qu'elle est surestimée dans l'après midi par le modèle d'ordre élevé. En règle générale, il nous semble qu'une sous-estimation de la présence est moins problématique qu'une surestimation de même amplitude. En effet, les individus d'un même ménage étant simulés de manière totalement indépendante, le modèle a vraisemblablement

tendance naturellement à surestimer la durée totale pendant laquelle le logement - habité par plusieurs personnes - est occupé, du fait du recouvrement des périodes de présence des uns et des autres.

Remarque: en ce qui concerne la modélisation des activités, il est nécessaire de procéder suivant un principe équivalent à celui du modèle de présence d'ordre élevé, c'est-à-dire qui calcule la durée d'une période lorsqu'elle débute. En effet, le choix ne concerne plus seulement deux états (présent/absent) mais vingt, et certains choix sont peu probables. Un modèle qui fonctionnerait suivant un principe de Markov d'ordre un, choisissant une activité à chaque pas de temps, tendrait à interrompre rapidement les activités peu probables et à homogénéiser les séries. En calculant la durée des actions, la rareté d'une activité à une certaine période est répercutée uniquement sur sa probabilité d'occurrence et non sur sa durée. De plus, l'incapacité des lois de Weibull à représenter des distributions bimodales est moins problématique dans le cas des activités. Pour le modèle de présence, une arrivée à 13 h pouvait par exemple être associée à deux modes principaux, le premier correspondant à un retour pour le déjeuner suivi d'un départ en début d'après-midi (soit un mode centré sur une heure environ) et un second mode correspondant à un retour définitif, le prochain départ n'ayant lieu que le lendemain matin (i.e. centré sur une durée de l'ordre de 18 h). Il n'y a pas de cas de figure équivalent en ce qui concerne les activités.

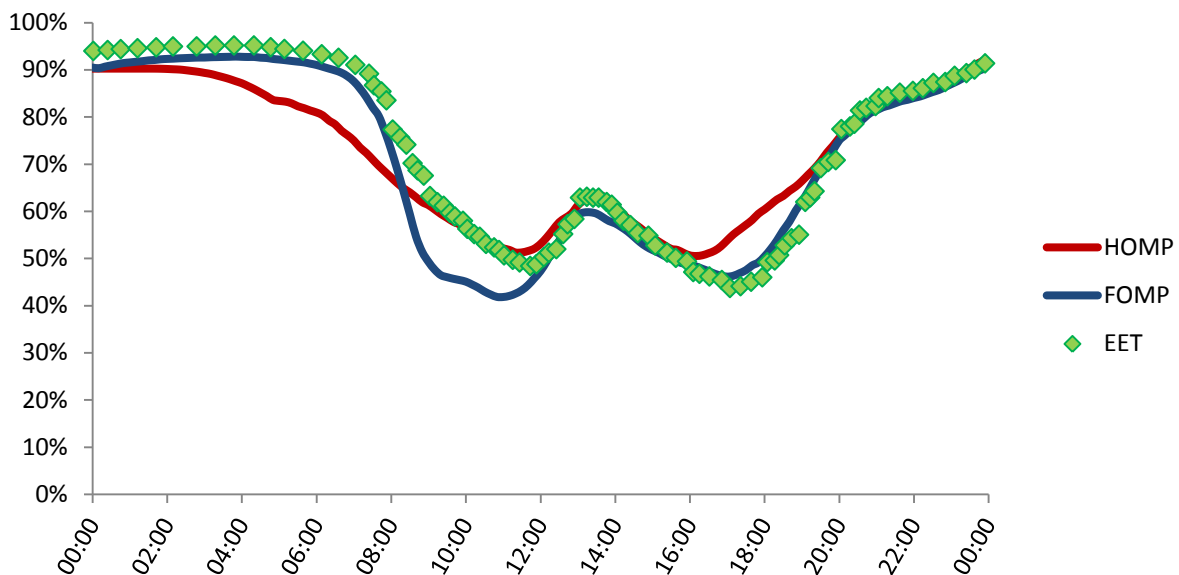


Figure 56 : Comparaison des profils moyens de présence pour l'ensemble des individus de l'EET, générés par les modèles HOMP (bleu) et FOMP (rouge) et mesurés par l'enquête (vert).

3.3.4 Résultats et schéma algorithmique du modèle de présence

3.3.4.1 Résultats du modèle de présence

Sur la Figure 57, le profil de présence de la méthode de calcul réglementaire est comparé au profil de présence généré par le modèle (FOMP) pour les 15441 individus de l'enquête. Chaque individu est ici simulé pour une semaine complète et non plus uniquement pour le jour correspondant à son carnet d'activité. Il apparaît que le scénario réglementaire sous-estime largement le taux de présence durant la journée en semaine (qui ne descend quasiment jamais sous la barre des 40 %) et le surestime tout aussi largement le week-end. D'ailleurs, les résultats du modèle indiquent que les journées de week-end (en moyenne sur les 15441 individus) ne sont pas si différentes des jours de semaine. Le taux de présence y

est plus faible le soir et la nuit, et plus élevé dans le courant de la matinée et de l'après-midi, mais les habitants ne restent pas cloîtrés à leur domicile.

On remarque aussi que le taux de présence n'atteint jamais 100 % mais plafonne aux environs de 90 % pendant la nuit. Cela est dû pour partie au fait que certaines personnes ne dorment pas à leur domicile ou effectuent des horaires de travail fortement décalés le soir ou le matin ou bien travaillent de nuit⁹³.

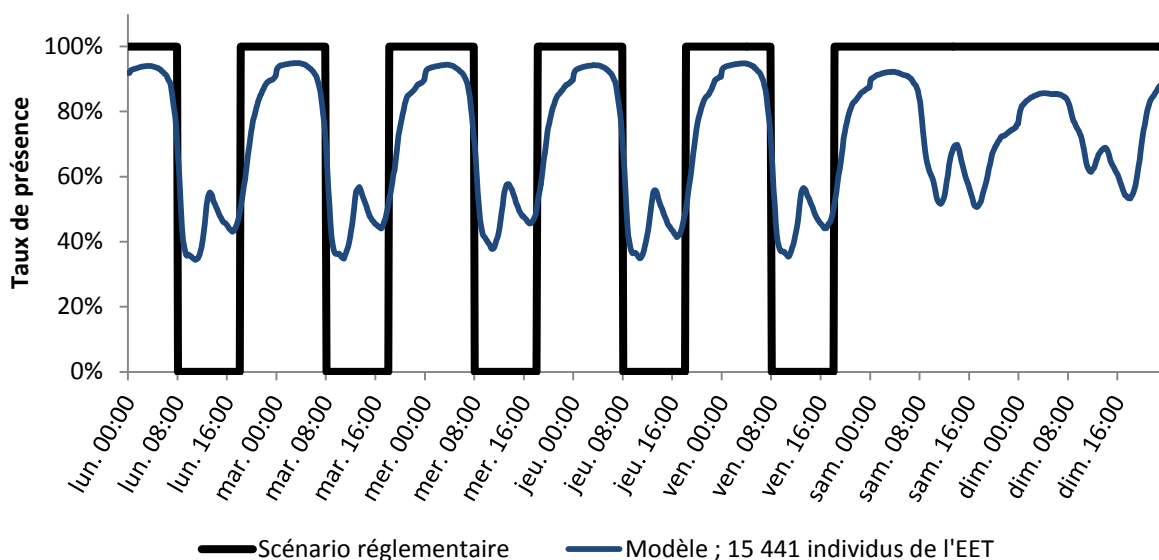


Figure 57 : Profils de présence hebdomadaire, générés pour les 15441 individus de l'enquête par le modèle (en bleu), et d'après le scénario réglementaire (en noir)

Les figures suivantes présentent les profils moyens journaliers générés par le modèle pour différentes sous-catégories de l'enquête : employés - retraités (Figure 58), hommes - femmes (Figure 59), jours de semaine - week-end (Figure 60), résidents urbains - ruraux (Figure 61), adultes (entre 18 et 59 ans) vivant seul - adultes vivant en famille (Figure 62), personnes ayant entre 18 et 27 ans – personnes ayant entre 40 et 59 ans (Figure 63), individus ayant ou n'ayant pas d'invalidité (Figure 64). Les jours de semaine et le week-end ne sont pas dissociés (sauf dans la Figure 60).

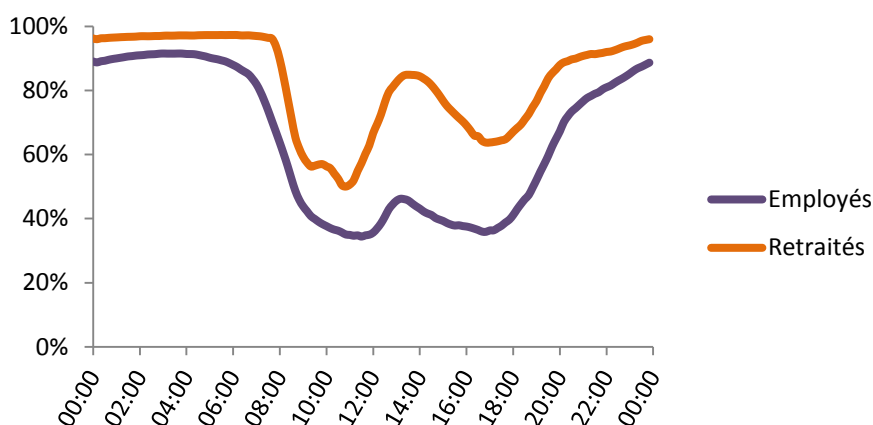


Figure 58 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET employés (violet) et retraités (orange).

⁹³ En France, 15 % des salariés (soit 3,5 millions de personnes) travaillent du nuit c'est à dire entre minuit et 5 h du matin dont 7,4 % de manière régulière. Source : <http://travail-emploi.gouv.fr/IMG/pdf/2014-062.pdf>

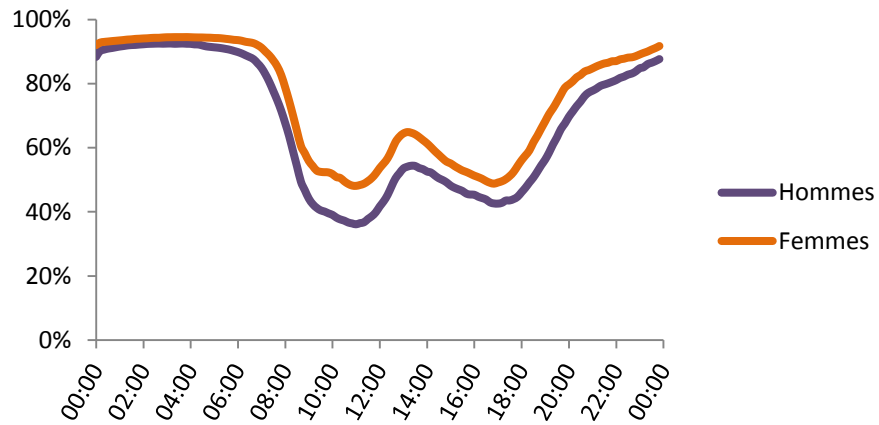


Figure 59 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET hommes (violet) et femmes (orange).

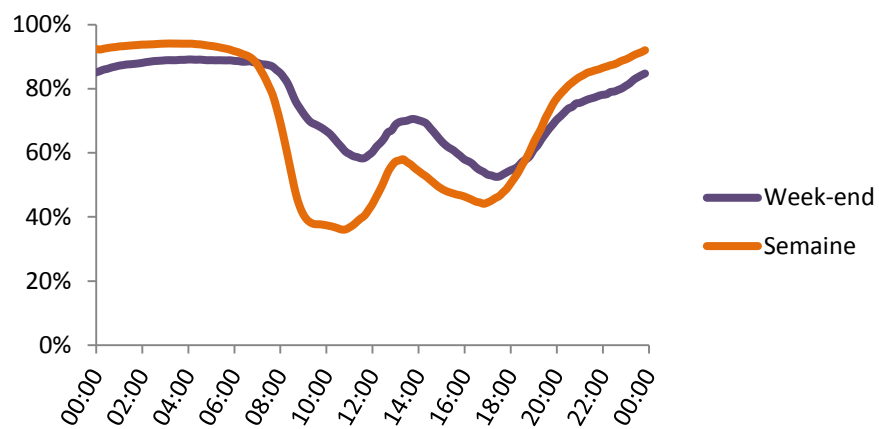


Figure 60 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET ayant répondu le week-end (violet) et les autres jours de la semaine (orange).

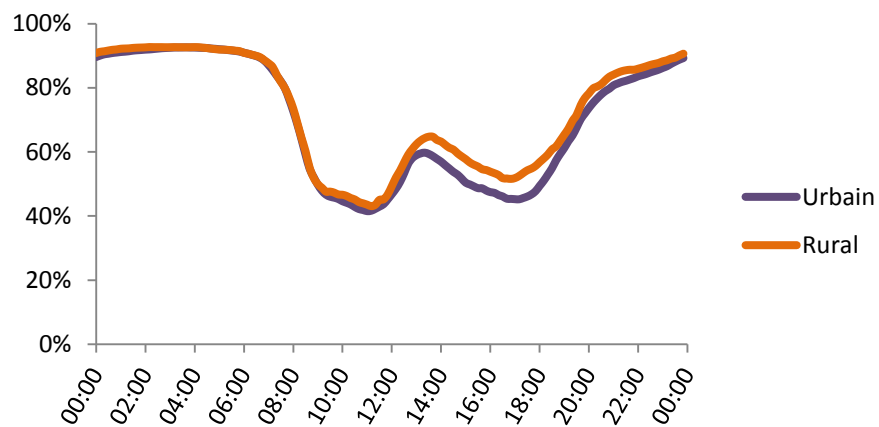


Figure 61 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET vivant en zone urbaine ou périurbaine (violet) et ceux vivant en zone rurale ou semi-rurale (orange).

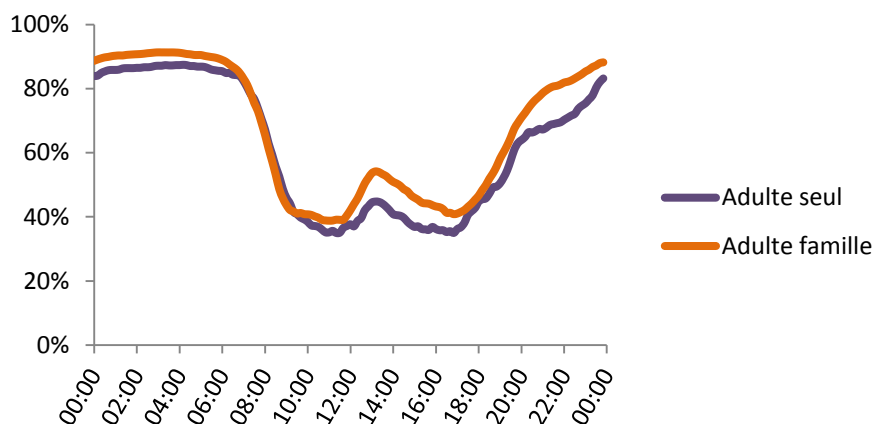


Figure 62 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET âgés de 18 à 59 ans vivants seuls (violet) et vivant en famille avec des enfants (orange).

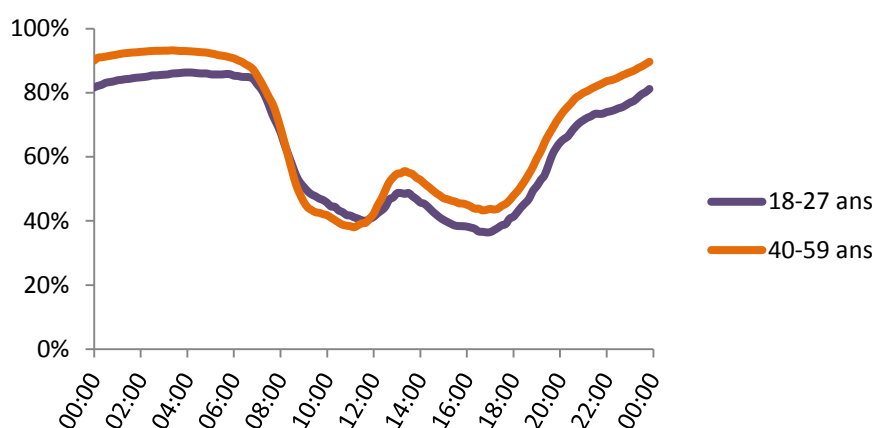


Figure 63 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET âgés de 18 à 27 ans (violet) et âgés de 40 à 59 ans (orange).

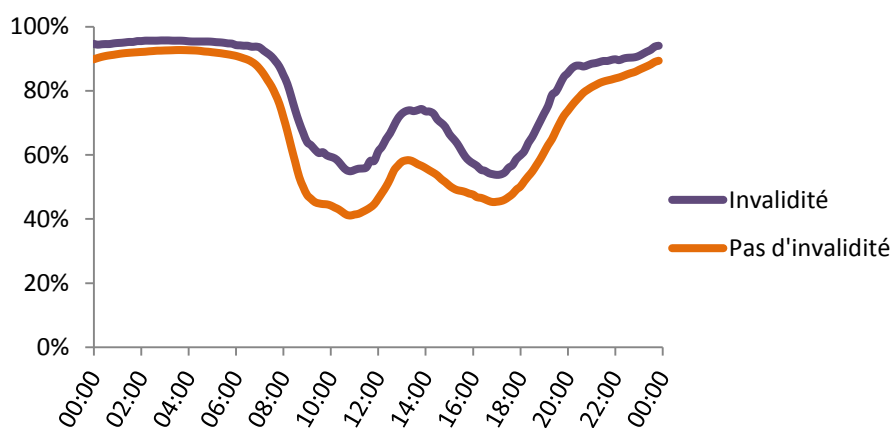


Figure 64 : Profils de présence journaliers générés par le modèle pour les individus de l'EET ayant une invalidité (violet) et ceux qui n'en ont pas (orange).

Les figures précédentes illustrent des différences d'ampleurs variables entre les catégories qu'elles comparent. Les profils de présence sont très nettement distincts entre retraités et employés, quand bien même la deuxième catégorie inclut des employés à mi-temps et ne dissocient pas les jours de semaine et le week-end. Hommes et femmes présentent des profils de présence à peu près parallèles, les femmes étant en moyenne plus présentes à leur domicile que les hommes quelle que soit l'heure de la journée. La différence est marquée entre jours de semaine et jours de week-end pour l'ensemble de la population de

l'enquête. Elle le serait d'autant plus en ne considérant que les personnes actives. Les personnes vivant en zone urbaine-périurbaine et ceux vivant en zone rurale ou semi-rurale ne présentent pas d'écarts importants dans l'ensemble. Les individus urbains sont légèrement moins présents à leur domicile au cours de l'après-midi et en soirée. Ceci peut s'expliquer par de plus grandes opportunités de loisirs mais également par des corrélations avec le statut d'emploi, l'âge, etc. Les adultes ayant entre 18 et 59 ans vivant seuls sont moins souvent chez eux que leurs homologues vivants en famille avec des enfants, notamment en soirée. Les individus âgés de 18 à 27 ans passent moins de temps à leur domicile que ceux âgés de 40 à 59 ans (même s'ils semblent se lever plus tard en moyenne). Enfin, le fait de souffrir d'une invalidité conduit logiquement à passer plus de temps chez soi.

Les éléments énoncés ci-dessus sont à en accord avec le sens commun. Il ne s'agit pas d'en tirer des conclusions mais simplement d'observer quelques tendances. Les exemples présentés viennent à l'appui de la remarque formulée dans l'état de l'art sur les choix arbitraires des variables intégrées au modèle : le genre, qui était la caractéristique la plus systématiquement retenue, n'apparaît pas plus influent que des variables jugées a priori plus secondaires telles que le statut familial, l'âge ou le fait d'être invalide.

3.3.4.2 Schéma algorithmique du modèle de présence

L'algorithme du modèle de présence est décrit ci-dessous (Figure 66) pour la variante FOMP qui est celle que nous utiliserons par la suite. Le cadre bleu foncé correspond à une étape de chargement des paramètres du modèle, réalisée une seule fois pour l'ensemble des simulations avec la méthode de Monte-Carlo (et une seule fois pour une simulation isolée). Le cadre vert indique les données d'entrée, c'est à dire les caractéristiques des individus. Le cadre violet correspond à une étape réalisée à l'initialisation de l'algorithme pour chaque occupant : la création des matrices de Markov qui lui sont propres. La construction du scénario de présence hebdomadaire d'un individu nécessite deux itérations. Dans la première l'individu est supposé présent le lundi à 0h00. Dans la seconde l'état de présence le lundi à 0h00 dépend de l'état de présence de dimanche soir à 23h50 de l'itération précédente.

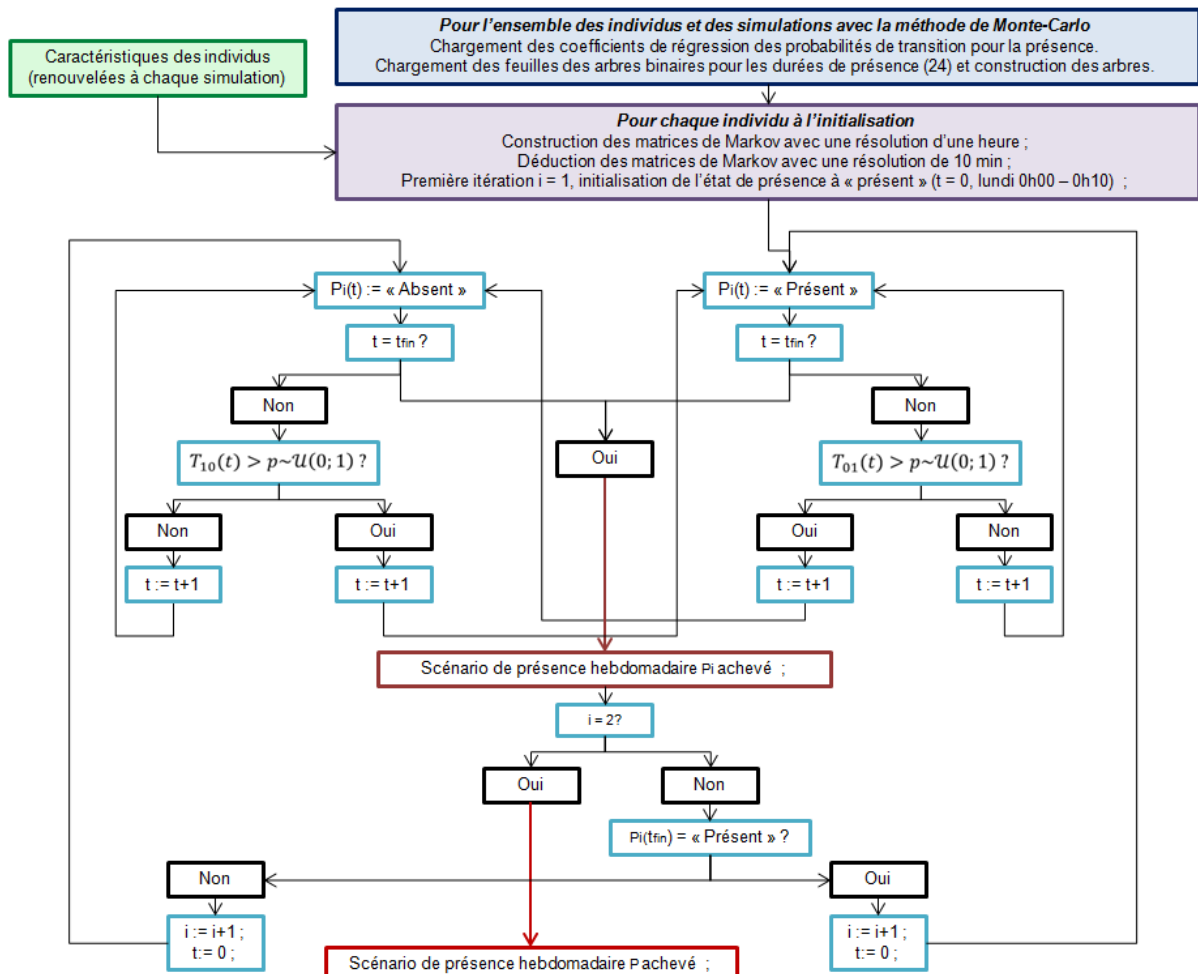


Figure 65 : Schéma algorithmique du modèle de présence, variante FOMP

3.4 Modélisation des activités dans les logements

Le fonctionnement général du modèle de prédiction des activités développé par Wilke et al. (2013) est le suivant. Pour chaque occupant, la modélisation des activités s'effectue une fois que son profil de présence a été établi. Lorsqu'une période de présence débute, une activité débute également et une durée lui est attribuée. Si l'activité prend fin avant le départ de l'occupant, une seconde activité prend la suite. Dès que l'occupant s'absente, l'activité en cours est interrompue. On vient alors se placer au pas de temps correspondant au retour de l'occupant dans le logement, pour reprendre le processus. La sélection de l'activité qui débute est réalisée par un modèle logit multinomial en fonction du jour de la semaine et des caractéristiques de l'individu. La durée de l'activité est calculée par la MTI à partir de la PDF des durées de cette activité à l'heure considérée, qui dépend également du jour de la semaine et des caractéristiques de l'individu.

Remarque: plusieurs méthodes utilisées dans cette partie sont inspirées de recherches dans le domaine de l'économie/économétrie (Manski et Lerman, 1977) mais surtout de recherches dans le domaine du transport et de la mobilité. Les modèles à choix discrets y ont fait l'objet de développements importants et ils y sont couramment employés pour prévoir par exemple des choix modaux ou des trajets en fonction de l'heure et de caractéristiques des ménages. On peut citer notamment Ben-Akiva et Lerman (1985), Ben-Akiva et Bierlaire (2003) ou Bierlaire, et al (2008) pour la théorie sur les modèles à choix discrets et

des applications dans le domaine des transports, ou encore Zhang et al. (2005) qui utilisent le même type de techniques et travaillent à partir d'enquêtes emplois du temps.

3.4.1 Probabilités de début des activités

3.4.1.1 Modèle logit multinomial

Les expressions des probabilités de transition t_{01} et t_{10} en fonction des variables explicatives (caractéristiques individuelles et jour de la semaine) ont été obtenues au moyen de régressions logistiques. Il s'agissait d'estimer la loi de probabilité d'une variable binaire : l'occupant change d'état ou reste dans son état actuel. Il s'agit à présent d'évaluer la probabilité qu'une activité débute parmi vingt possibles. Le modèle correspondant est donc toujours un modèle à choix discret mais il est cette fois multinomial. L'influence des variables explicatives est saisie par un modèle d'utilité aléatoire⁹⁴ (RUM pour *Random Utility Model*). Afin de tenir compte de la dépendance des probabilités de choix des activités à l'heure de la journée, il a en pratique été établi 24 modèles d'utilité aléatoire. Pour chaque heure h , les fonctions d'utilité⁹⁵ $V_{h,j}$ des activités j ($j \in \llbracket 1; 20 \rrbracket$) sont exprimées par des fonctions linéaires des variables explicatives x_i , $i \in \llbracket 1; M \rrbracket$:

$$V_{h,j}(x) = \alpha_{h,j} + \beta_{h,j,1}x_1 + \beta_{h,j,2}x_2 + \dots + \beta_{h,j,M}x_M \quad (3.7)$$

Les variables explicatives sont, comme pour le modèle de présence, des variables binaires caractérisant l'individu et le jour de la semaine. Le processus de sélection des variables significatives en a retenu 64 pour les probabilités de transition présence/absence ; elles sont au nombre de 41 pour les probabilités de début des activités (i.e. $M = 41$, cf. Tableau 18).

Le modèle logit multinomial propose d'exprimer la probabilité de début de l'activité j à l'heure h , à partir de la fonction d'utilité de l'activité j à l'heure h ($V_{h,j}$) et des fonctions d'utilités à l'heure h de toutes les activités ($V_{h,j'}$ où $j' \in \llbracket 1; 20 \rrbracket$), de la manière suivante :

$$p_{\text{début},j}(x, h) = \frac{e^{V_{h,j}(x)}}{\sum_{j'=1}^{20} e^{V_{h,j'}(x)}} \quad (3.8)$$

Les paramètres $\alpha_{h,j}$ et $\beta_{h,j,i}$, ($h \in \llbracket 1; 24 \rrbracket$, $j \in \llbracket 1; 20 \rrbracket$, $i \in \llbracket 1; 41 \rrbracket$) sont calculés à l'aide du logiciel libre *Biogeme*⁹⁶ conçu à L'EPFL pour l'estimation de modèles à choix discrets. Les paramètres sont fixés de manière à maximiser la vraisemblance.

3.4.1.2 Elimination de paramètres non significatifs et variantes du modèle

Avec 24 modèles reliant 20 activités à une centaine de variables (au départ toutes les variables du Tableau 18 sont potentiellement intégrées), un total de plusieurs dizaines de milliers de paramètres est

⁹⁴ voir p.ex. Train (2009)

⁹⁵ Plus la valeur d'une fonction d'utilité est élevée, plus la probabilité que le modèle choisisse l'activité correspondante est grande

⁹⁶ <http://biogeme.epfl.ch/> et (Michel Bierlaire, 2003).

atteint. Cependant, beaucoup peuvent être éliminés. Tout d'abord, les coefficients β estimés dont la significativité est insuffisante⁹⁷ sont écartés. Le modèle en l'état constitue une première variante.

Une étape supplémentaire est proposée par Wilke et al. afin d'éliminer les paramètres redondants, étant données les multi-colinéarités qui relient les variables explicatives. Soit $k \in \mathbb{N}$ le nombre de paramètres du modèle, les k modèles à $k - 1$ paramètres sont comparés avec le modèle initial à k paramètres par un test de ratio de vraisemblance⁹⁸. S'il existe au moins un modèle à $k - 1$ paramètres qui ne peut pas être considéré comme significativement différent du modèle initial, alors le modèle à $k - 1$ paramètres ayant le plus faible ratio de vraisemblance remplace le modèle initial et l'opération est répétée avec les $k - 1$ modèles à $k - 2$ paramètres. Ce processus a été mené avec deux valeurs de α , 5 et 10 %, ce qui conduit à la création de deux nouveaux modèles.

Les trois modèles présentés ci dessus sont notés S5, S10 et S100, pour « *Starting* » suivi du seuil de significativité du deuxième processus de sélection (la non-application du processus est équivalente à son application avec un seuil de 100 %).

Une quatrième variante est proposée, qui intègre l'influence de l'activité précédente j sur l'activité j' qui débute (p.ex. la probabilité de faire la vaisselle est plus élevée si l'occupant vient de prendre son repas). Ceci est réalisé en ajoutant, pour toutes les combinaisons (j, j') , des termes additionnels $\beta_{j',j}x_j$ aux fonctions d'utilités, x_j étant la variable binaire indiquant que l'activité précédente était j . Afin de ne pas alourdir inutilement le modèle, ces termes sont inclus uniquement si, à l'heure considérée, la probabilité que l'activité j' succède à l'activité j est significativement différente⁹⁹ de la probabilité que j' débute indépendamment de l'activité précédente. Par ailleurs, si le nombre d'occurrences de l'enchaînement $j \rightarrow j'$ est inférieur à 5 sur l'ensemble de l'enquête, les termes $\beta_{j',j}$ ne sont pas ajoutés. L'intégration de l'influence de l'activité précédente constitue en quelque sorte une propriété de Markov. En conséquence, ce modèle est noté SM (Starting Markov).

Un autre modèle correspondant à un calibrage sur les données agrégées a également été construit. Il sera noté SG (Starting Generic) lors de la comparaison des performances des modèles. La probabilité de début de l'activité j y est calculée directement pour chaque heure sur l'ensemble de la population de l'enquête. Elle est alors définie comme le ratio du nombre de débuts de l'activité j sur le nombre total

⁹⁷ La significativité de chaque coefficient est évaluée à l'aide d'un test de Student. Ce test permet de vérifier si l'hypothèse nulle (H0), à savoir « le coefficient de régression est égal à zéro », peut être rejetée et ce avec un degré de confiance souhaité (généralement 90, 95 ou 99 %). Le test repose sur le calcul de la statistique suivante: $t = \frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}}$ (quotient de la valeur estimée du paramètre par l'écart type estimé de ce paramètre). Nous savons que si l'hypothèse nulle est vraie (et sous certaines conditions, notamment la distribution normale des résidus de la régression), la statistique de test suit une loi de Student avec $n-k-1$ degrés de liberté (où n est le nombre d'observations et k le nombre de variables explicatives). La probabilité d'observer une valeur plus grande que t sous l'hypothèse H0 (appelée p -value) est donc connue et peut être comparée à un seuil α choisi (p.ex. 5 %) correspondant à un risque d'erreur. Si la p -value est inférieure à ce seuil alors l'hypothèse H0 peut être écartée avec le degré de confiance souhaité (p.ex. 95 %) et le coefficient de régression $\hat{\beta}$ est conservé dans le modèle. Dans le cas contraire (p -value $> \alpha$), même si le test ne permet pas en toute rigueur de valider l'hypothèse H0, le coefficient $\hat{\beta}$ est considéré comme nul.

⁹⁸ Le ratio de vraisemblance en cas d'égalité des modèles suit une loi du χ^2 à un degré de liberté (Ben Akiva et Bierlaire, 2003). La probabilité d'obtenir le ratio calculé (p -value) peut donc être comparée au risque d'erreur α que l'on s'est fixé.

⁹⁹ Evaluation réalisée au moyen d'un test z .

d'activités ayant débuté à la même heure. Ce modèle simplifié a été développé essentiellement pour être comparé aux modèles de Markov et estimer le gain résultant de la complexification des modèles.

La dimension de l'enquête est parfois insuffisante pour capturer correctement l'influence des variables sur certaines probabilités de début. Ce problème a été traité en fusionnant à chaque pas de temps les activités, qualifiées de « petites », ayant débuté moins de 50 fois à ce pas de temps sur l'ensemble de l'enquête. Une activité \tilde{j} , plus « visible », englobant ces activités est créée à chaque pas de temps. Les activités qu'elle regroupe à l'heure considérée n'ont pas de probabilité de début propres. En revanche, une probabilité de début est affectée à \tilde{j} pour cette heure. Elle est calculée à partir des résultats de l'enquête non désagrégés. Dans un deuxième temps, si le processus stochastique fait débiter l'activité \tilde{j} , une activité j incluse dans \tilde{j} est choisie en fonction de sa proportion dans \tilde{j} .

L'évaluation des modèles qui a justifié notre choix est menée sur les modèles complets qui incluent, en sus des probabilités de début, les distributions des durées. La modélisation de ces dernières fait l'objet du prochain paragraphe. Le choix du modèle et la description de son implémentation viendront ensuite.

3.4.2 Durées des activités

La modélisation des durées des activités est effectuée de manière très similaire à celle des périodes de présence (§ 3.3.2), chacune des 20 activités étant associée à 24 distributions (horaires) de durées approximées par des lois de Weibull (cf. équation 3.5).

3.4.2.1 Distributions des durées non individualisées et fusion des intervalles lorsque le nombre d'occurrences est insuffisant

Un traitement spécifique a été nécessaire pour les durées de certaines activités aux heures pour lesquelles elles ont peu d'occurrences sur l'ensemble de l'enquête (essentiellement la nuit). Dans ce cas, les distributions ne sont pas individualisées en fonction des caractéristiques des individus. De plus, en supposant que la distribution des durées n'évolue pas de manière brutale d'une heure à l'autre, la distribution appliquée peut être calculée en regroupant plusieurs pas de temps adjacents pour plus de significativité. Ceci est réalisé après s'être assuré que les distributions calculées indépendamment sur les deux pas de temps ne sont pas significativement différentes (application du test z aux paramètres λ et k des deux lois).

Sur les $20 \times 24 = 480$ distributions de durées d'activités du modèle, la méthode en concerne 108 dont 94 correspondent à des heures comprises entre minuit et 8 h du matin. Pour les autres, le nombre de débuts de l'activité sur le pas de temps est suffisant pour étudier l'influence de caractéristiques individuelles sur la distribution des durées.

3.4.2.2 Désagrégation des distributions en fonction des caractéristiques individuelles

Lorsque cela est possible, le modèle s'efforce de capturer les influences du jour de la semaine et des caractéristiques individuelles sur les distributions des durées des activités. Pour cela, la méthodologie employée est la même que pour la modélisation des durées de présence (cf. § 3.3.2.1). Les débuts d'activités y jouent un rôle équivalent aux arrivées. La structuration des données en arbres binaires est également identique. Il y avait 24 arbres binaires pour contenir les paramètres des lois de Weibull des durées de présence, il y en a 480 pour les durées des activités dont 108 ne sont en fait composés que d'une unique feuille (cf. § 3.4.2.1).

Afin d'évaluer l'intérêt de la désagrégation des durées, un modèle composé simplement des durées non individualisées sera inclus dans l'évaluation. Il est noté DG pour « *Duration PDFs modelled Generically* ». Le modèle comprenant les durées désagrégées est quant à lui noté DI pour « *Duration Individual-specific* ».

3.4.3 Evaluation des modèles et choix du modèle implémenté

Les cinq variantes de la modélisation des probabilités de début combinées avec les deux variantes de la modélisation des durées constituent un total de dix modèles « complets ». Leurs performances respectives sont évaluées en comparant leurs prédictions aux observations de l'enquête. Pour ce faire, Wilke (2013) propose de raisonner sur deux indicateurs.

Le premier caractérise l'écart relatif moyen entre les prévisions et les observations pour l'ensemble des activités sur la population agrégée totale. Il est caractérisé par le paramètre D (*Deviation*) :

$$D = \frac{1}{\bar{p}} \frac{1}{N \cdot t_{end}} \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^{t_{end}} |p_{j,sim}(t) - p_{j,obs}(t)| \quad (3.9)$$

avec N le nombre d'activités (égal à 20) ; $t_{end} = 24$ car les probabilités simulées et observées sont moyennées heure par heure pour ne pas subir le biais d'arrondissement de l'enquête (cf. § 3.2.3) ; $\bar{p} = \frac{1}{N}$, la probabilité moyenne de réaliser une des N activités ; $p_{j,sim}(t)$ et $p_{j,obs}(t)$ les probabilités respectivement simulées et observées d'effectuer l'activité j temps t . Le meilleur modèle au regard de ce critère est celui pour lequel l'indicateur D est le plus faible.

Le deuxième indicateur (noté A pour *Activity*) est le pourcentage des pas de temps pour lesquels l'activité prédite est exacte. Il s'agit de comparer les séries d'activités générées et observées au niveau de l'individu. L'indicateur rassemble ce comparatif à l'intérieur d'un unique ratio pour la totalité de la population : le nombre de pas de temps pour lesquels l'activité a été correctement prévue sur le nombre de pas de temps de présence dans le logement. Le ratio vaut donc 1 si les prédictions se superposent parfaitement sur les observations et 0 si prévisions et observations sont discordantes sur l'intégralité des pas de temps. L'activité « sommeil » qui pèse d'un poids particulier a été exclue du calcul dans une variante de l'indicateur notée A_{ns} (« *A no sleep* »). Le modèle qui prévoit le mieux les séries d'activités est celui qui possède les indicateurs A et A_{ns} les plus élevés.

Sur la base de ces indicateurs, deux processus de validation ont été conduits. Tout d'abord, une validation croisée est réalisée. Chacune des dix versions du modèle est calibrée sur un échantillon aléatoire constitué d'un dixième des individus de l'enquête puis ses prévisions sont évaluées par rapport aux observations sur les neuf dixièmes restants. Le deuxième processus est une validation sur l'ensemble de la population, dans laquelle les modèles ont été calibrés et testés sur l'intégralité des individus de l'enquête. Les indicateurs ont également été calculés pour des sous-ensembles de la population en distinguant par exemple les individus selon qu'ils ont ou non un emploi.

Les résultats de ces multiples évaluations, détaillés dans le Tableau 20, nous ont conduits à opter pour le modèle SMDI (*Starting Markov, Durations Individualised*), dans lequel le calcul des probabilités de début prend en compte l'activité précédente et où les distributions des durées dépendent des caractéristiques individuelles. Ce modèle obtient dans l'ensemble les meilleurs résultats pour les

différentes évaluations menées. En fait, il s'agit du modèle le plus raffiné¹⁰⁰ donc ces résultats sont plutôt cohérents. La meilleure précision de ce modèle justifie à nos yeux les implications qu'engendre son niveau de complexité supérieur en termes de temps d'implémentation et de temps de calcul.

Tableau 20 : Comparaison des performances des différents modèles de prédiction des activités¹⁰¹, source (Wilke, 2013)

model	whole population			cross-validation			sub-population	
	D	A	A_{ns}	D	A	A_{ns}	$D(C_w)$	$D(C_{nw})$
SGDG	10.10	39.11	14.83	12.72 ± 0.34	39.09 ± 0.15	14.81 ± 0.07	16.17	14.28
S5DG	10.22	40.35	16.48	12.58 ± 0.36	40.33 ± 0.20	16.43 ± 0.09	11.22	11.14
S10DG	10.19	40.44	16.54	12.57 ± 0.35	40.38 ± 0.16	16.48 ± 0.08	11.20	11.04
S100DG	10.29	40.71	16.87	12.59 ± 0.47	40.62 ± 0.19	16.75 ± 0.11	10.54	11.83
SGDI	9.01	40.18	14.92	11.48 ± 0.46	40.86 ± 0.18	14.89 ± 0.07	15.03	13.52
S5DI	8.44	41.47	16.66	11.22 ± 0.41	42.07 ± 0.21	16.54 ± 0.08	9.09	10.08
S10DI	8.39	41.55	16.73	11.18 ± 0.40	42.12 ± 0.20	16.61 ± 0.08	9.12	9.99
S100DI	8.41	41.80	17.03	11.14 ± 0.44	42.32 ± 0.22	16.86 ± 0.08	8.77	9.91
SMDG	9.06	41.48	16.79	12.42 ± 0.38	40.42 ± 0.16	16.54 ± 0.11	9.73	10.71
SMDI	8.15	42.04	17.19	10.79 ± 0.44	41.89 ± 0.29	16.91 ± 0.10	9.54	8.83

3.5 Algorithme et résultats du modèle de présence et d'activités dans les logements

3.5.1 Algorithme du modèle d'activités dans les logements

L'algorithme génère un scénario d'activités hebdomadaire pour chacun des occupants de logement du bâtiment considéré (nous précisons « occupants de logement » car le bâtiment peut être mixte). Pour chaque individu, son scénario de présence déterminé précédemment (cf. § 3.3.4.2) est utilisé en entrée et les périodes de présence sont « remplies » par des activités. Lorsqu'un individu arrive son activité est déterminée ainsi que la durée associée. L'activité se poursuit jusqu'à son terme ou est interrompue en cas de départ de l'individu. Si l'activité se termine en cours de présence une nouvelle activité est déterminée avec sa durée. Le processus s'achève à la fin de la semaine c'est à dire après 1008 pas de temps de 10 minutes.

La même semaine est ensuite reproduite sur l'ensemble de l'année. Plusieurs raisons justifient cette décision :

- le mois de l'année, relevé dans l'EET 1999 (cf. Tableau 18) ne s'est pas révélé significativement influent sur les profils de présence et d'activités ;
- le calcul n'est réalisé qu'une fois au lieu de 52 ;
- intuitivement, il nous semble que les emplois du temps doivent être relativement similaires d'une semaine sur l'autre (mêmes jours et horaires de travail, reproduction d'activités de loisirs les mêmes jours aux mêmes heures, etc.).

Remarque: en raison de la non-continuité de l'enquête à minuit, nous avons choisi d'interrompre les activités chaque soir à minuit. Dans le cas contraire, les activités en cours se poursuivaient logiquement au delà et l'activité « sommeil » s'en trouvait fortement sous-estimée. En effet, le biais de l'enquête crée une sur-concentration des débuts de cette activité au premier pas de temps de la journée. Si ce pas de

¹⁰⁰ Plus de 8000 paramètres de régression significatifs à l'issue du processus de sélection.

¹⁰¹ SG et SM pour « Starting Generic » et « Starting Markov » (cf. § 3.4.1.2) ; le nombre (5, 10 ou 100) correspond au risque d'erreur choisi pour la procédure d'élimination des paramètres non significatifs (cf. § 3.4.1.2); DG et DI pour « Duration Generic » et « Duration Individualise » (cf. § 3.4.2.2).

temps est dépassé, la probabilité de débuter une phase de sommeil au cours des pas de temps suivants est faible et l'activité « sommeil » est manifestement sous représentée. Une autre option serait de laisser les activités se poursuivre au delà de minuit et d'utiliser ensuite les probabilités des débuts d'activité à minuit lorsqu'elles s'achèvent (au lieu de celles de 1 h du matin par exemple).

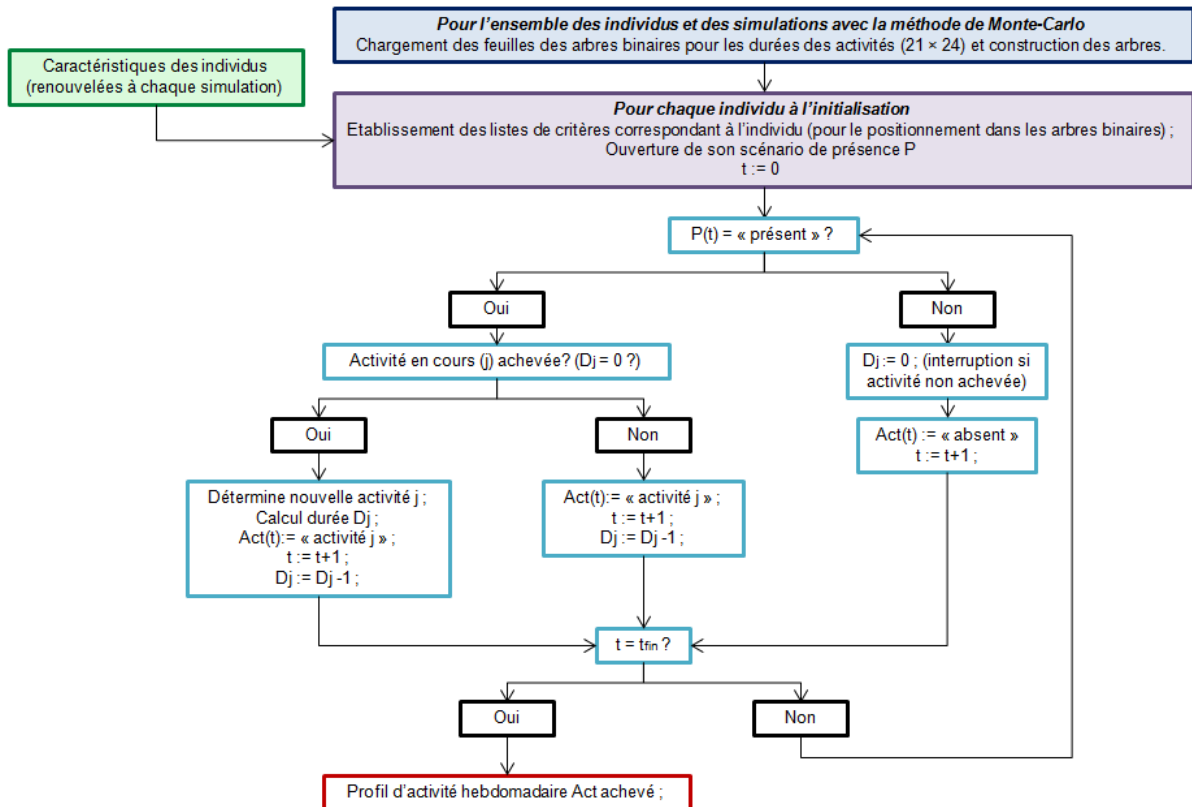


Figure 66 : Schéma algorithmique du modèle de présence et d'activités dans les logements avec la variante FOMP du modèle de présence

3.5.2 Résultats du modèle de présence et d'activités dans les logements

La Figure 67 présente les profils d'activités journaliers générés pour les 15441 individus de l'enquête pour le jour de la semaine correspondant à leur carnet d'activité. Le profil obtenu présente une très bonne correspondance qualitative avec les relevés de l'EET présentés sur la Figure 52. Elle est également en accord avec le sens commun. L'activité « sommeil », la plus importante, est largement majoritaire la nuit et décroît rapidement en début de matinée tout en subsistant un peu dans le courant de la matinée. On la retrouve aussi en début d'après-midi de manière beaucoup plus atténuée. Les repas, tout comme l'activité « cuisine-vaisselle » sont regroupés autour de midi et de 20 h. L'activité « télévision » est surtout représentée en soirée et subit d'ailleurs de ce fait des interruptions sans doute incohérentes à minuit (en raison du problème de continuité). L'activité « habillage-douche-toilette » se situe plutôt en début et en fin de journée. Les autres activités sont soit plus marginales, soit réparties de façon plus uniforme tout au long de la journée.

A titre d'illustration, un scénario journalier généré par le modèle est présenté sur la Figure 68. Il s'agit d'un lundi, l'individu est une femme de 51 ans vivant en couple sans enfant, propriétaire d'un logement en zone urbaine, dont le ménage appartient au troisième quartile (sens croissant) de la population en termes de revenus, ne possédant pas de diplôme, employée à plein temps, travaillant entre 21 et 40 heures par semaine, ne souffrant pas d'invalidité, n'ayant pas de personne à aider au quotidien,

d'un niveau de santé de bon à très bon, disposant d'un ordinateur à son domicile et ne possédant pas de voiture. Le profil prédit présente une réception d'amis vers 9 h du matin ce qui est a priori incongru mais pas impossible d'après l'EET (cf. Figure 52). On peut imaginer un rendez-vous pour un trajet en covoiturage par exemple, puisque cette activité précède une absence.

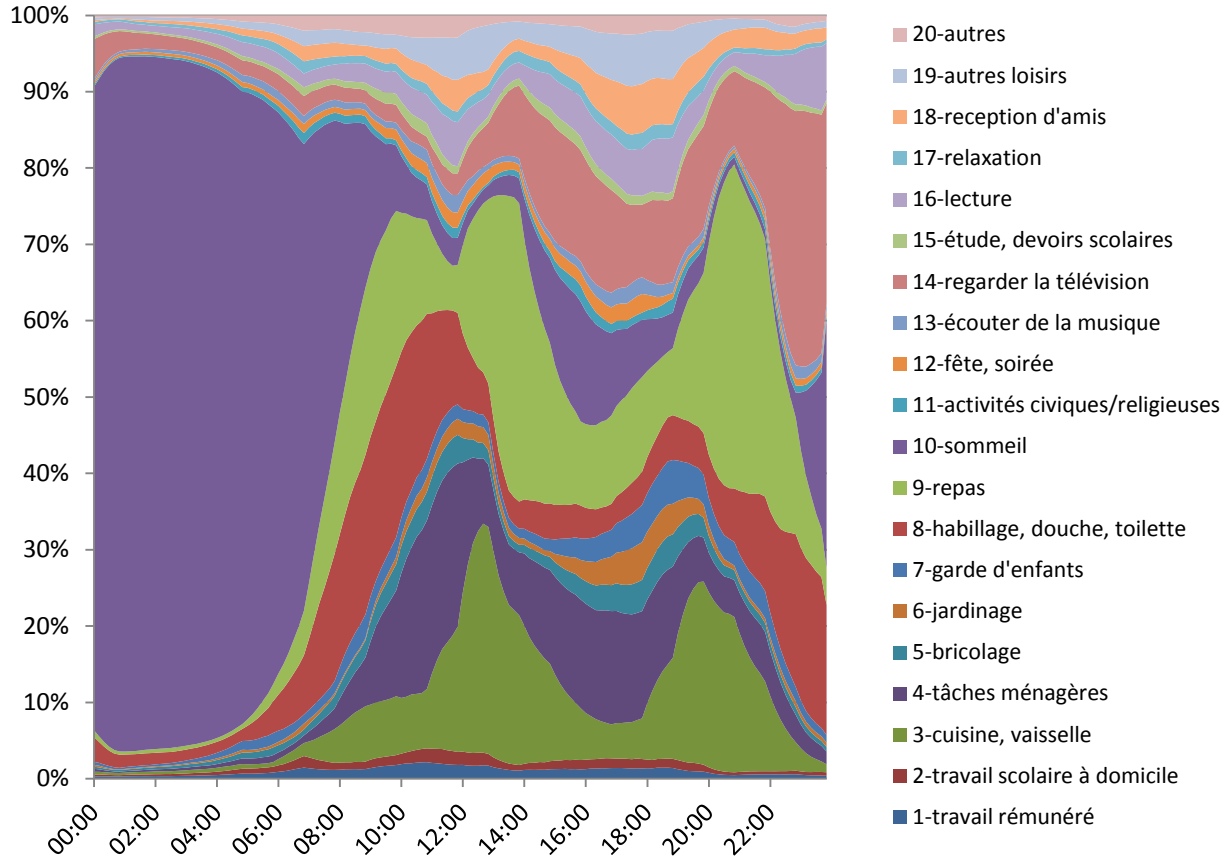


Figure 67 : Profil moyen sur une journée des activités générées par le modèle pour les 15441 individus de l'enquête

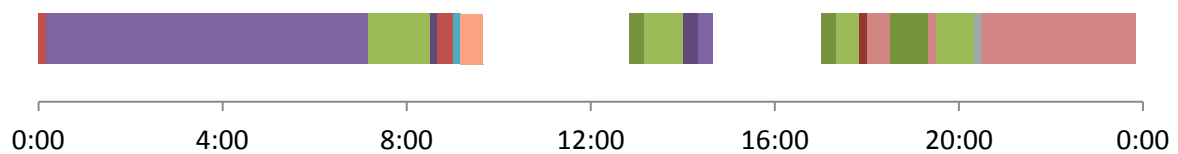


Figure 68 : Exemple de scénario d'activités journalier d'un individu. Les légendes des couleurs sont les mêmes que pour la Figure 67, les vides correspondent à des absences

La Figure 69, qui présente la moyenne des profils hebdomadaires, contient à la fois les informations sur les absences et sur les activités durant les périodes de présence. L'artefact de l'enquête évoqué à plusieurs reprises concernant la continuité à minuit est à l'origine de la rupture nettement visible tous les soirs à cette heure. Cette discontinuité, présente dans les relevés d'enquête (cf. § 3.2.2), est logiquement reproduite par le modèle. Elle avait justifié un traitement particulier au niveau de la présence (pour le modèle de Markov d'ordre élevé, cf. § 3.3.2.2) mais le « manque de débuts de l'activité « sommeil » avant minuit » ne permet pas de traitement autre que la transformation des données elles-mêmes. La Figure 70 permet de comparer les profils de présence et d'activités moyennés sur une journée de deux sous-groupes de l'enquête, les retraités (3791 individus) et les employés à plein temps (6359 individus).

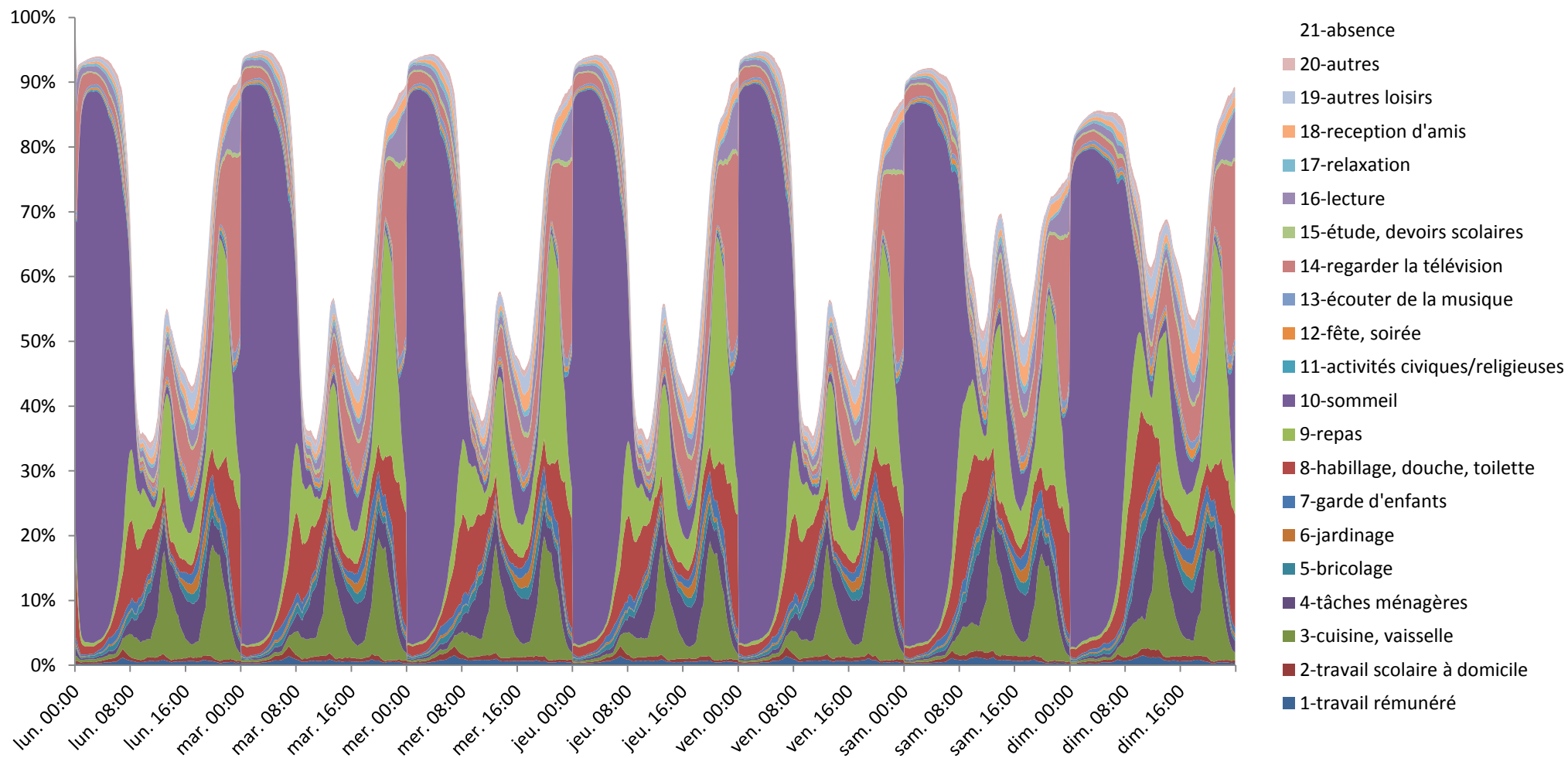


Figure 69 : Profils hebdomadaires simulés de présence et d'activités des 15441 individus de l'EET 1999.

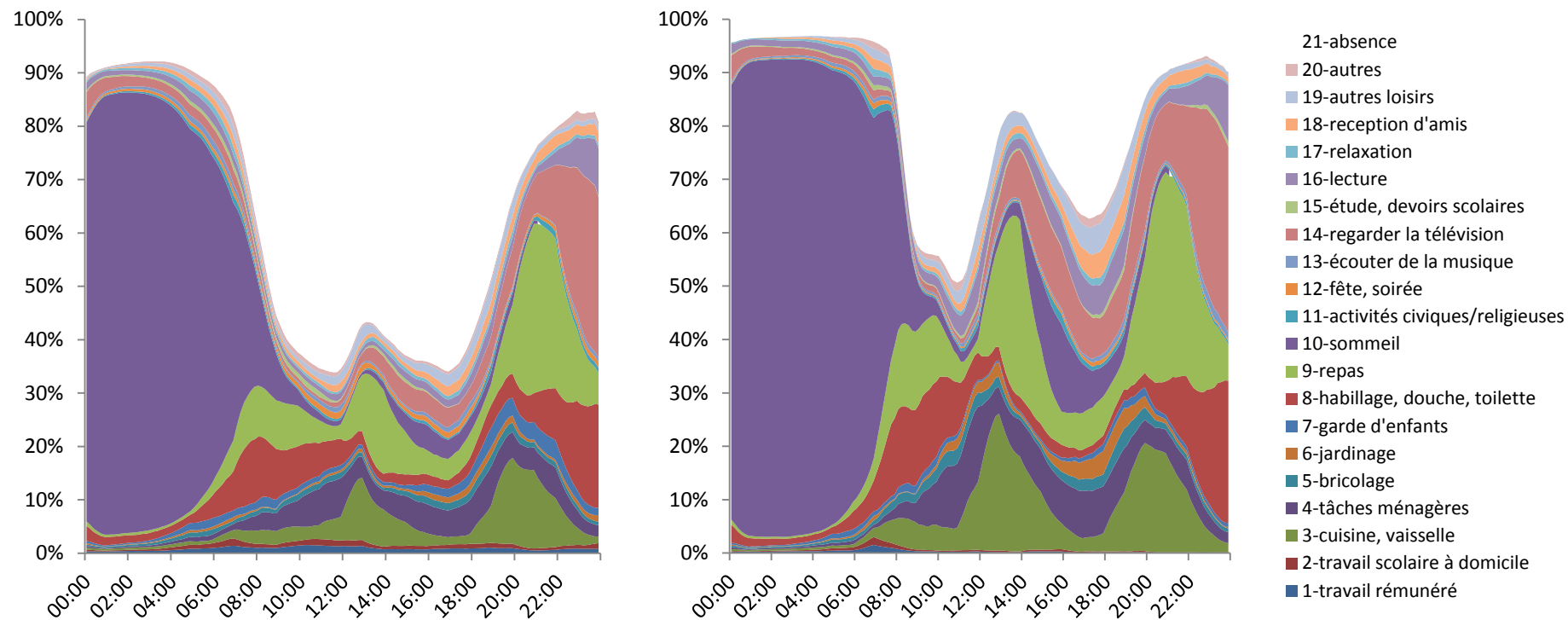


Figure 70 : Profils simulés de présence et d'activités moyens journaliers de deux sous-groupes de l'enquête, les employés (à gauche) et les retraités (à droite)

3.6 Peuplement d'un logement

3.6.1 Problématique

Le modèle implémenté permet de prendre en compte à un niveau très fin l'influence de paramètres sociodémographiques des individus sur leur emploi du temps. Notre objectif est de profiter de ce niveau de détail dans la représentation de la diversité des occupants pour réaliser des séries de simulations d'un même logement avec, à chaque fois, des habitants différents. Jusqu'à présent, nous avons utilisé les caractéristiques des occupants de l'EET pour tester les modèles. Il s'agit maintenant de générer de nouveaux occupants virtuels, différents à chaque simulation. Par exemple, le même logement sera simulé successivement en étant occupé par une famille nombreuse, puis par un couple d'individus actifs puis par une personne à la retraite vivant seule, etc. Nous pourrions alors intégrer des paramètres relatifs à la composition du ménage dans les analyses de sensibilité sur les consommations énergétiques des logements. La prochaine étape consiste donc à construire un modèle capable de répondre à la question : qui peut habiter dans le logement que nous souhaitons simuler ?

En l'état, le modèle d'occupation nécessite de connaître le nombre de membres du ménage et leurs caractéristiques individuelles. Cette étape n'est pas réalisable en pratique dans la plupart des cas, car les utilisateurs des outils de STD ne disposent pas des informations suffisantes. Les rares modèles qui tiennent compte des caractéristiques individuelles des occupants proposent des agencements archétypaux simples (p.ex. « homme actif »), basés sur des caractéristiques purement intuitives (cf. 3.1.2). La variété des situations n'est alors que très partiellement reproduite et la composition du ménage à partir de ces individus standardisés est laissée à la charge de l'utilisateur. Il n'existe à notre connaissance aucun travaux dans la littérature qui visent à créer des ménages virtuels de toutes pièces. Dans notre cas, les informations indispensables au couplage avec le modèle de présence et d'activités sont particulièrement nombreuses.

La probabilité qu'un logement soit occupé par un type de ménage ou par un autre dépend fortement des caractéristiques du logement. Une maison de 150 m² habitables sera plus vraisemblablement habitée par un ménage nombreux qu'un studio de 20 m². A surface habitable égale, un logement sera en moyenne plus densément peuplé en zone urbaine qu'en zone rurale. Un grand appartement en zone urbaine a peu de chances d'être occupé par un individu vivant seul et ayant un très faible revenu, etc. Afin de réaliser les simulations successives en faisant varier l'occupation, il faut donc générer des types de ménages suivant une probabilité réaliste au vu du logement.

Pour utiliser le modèle de présence et d'activités décrit précédemment, il faut renseigner, pour tous les membres des ménages générés, l'ensemble des caractéristiques sociodémographiques dont il a besoin. Celles-ci sont fortement inter-corrélées. L'âge, la situation de famille, l'âge des enfants, le statut d'emploi, le revenu, le statut de retraité ou d'étudiant..., ne peuvent évidemment pas être déterminés indépendamment les uns des autres. Il faut donc veiller à la bonne cohérence entre ces caractéristiques lors de la création d'un individu.

Enfin, les caractéristiques des différents membres d'un ménage doivent être réalistes à l'échelle de l'individu mais également à l'échelle du ménage. Certaines sont communes à tous ses membres comme le revenu du ménage, l'accès à un véhicule ou l'âge de l'enfant le plus jeune. D'autres sont

propres au logement donc caractérisent à plus forte raison le ménage et tous ses membres, comme la localisation (urbaine/rurale) ou le statut d'occupation (locataire ou propriétaire). Pour le reste, les caractéristiques des membres d'un même ménage doivent être cohérentes entre elles (p.ex. si un individu du ménage est signalé comme vivant en couple ou avec un enfant de moins de 5 ans, le conjoint ou l'enfant en question doivent être créés dans le ménage).

Pour répondre à ces trois objectifs de cohérence (avec le logement, entre caractéristiques d'un individu, entre membres d'un même ménage), nous avons eu recours principalement à des statistiques de l'Insee issues du Recensement de la Population 2010 et d'enquêtes associées, telles que l'Enquête Logement 2010 et l'Enquête Ménage 2010. Pour certaines variables très fortement corrélées entre elles et pour lesquelles nous n'avons pas trouvé de statistiques exploitables, nous avons utilisé directement l'échantillon de population de l'EET 1999.

3.6.2 Entrées du modèle de peuplement

Notre objectif est de proposer un modèle fonctionnel à partir d'un minimum d'entrées tout en laissant la possibilité d'intégrer le maximum d'information dont on dispose. Le modèle développé requiert donc un certain nombre d'entrées indispensables et un plus grand nombre d'entrées facultatives. Des éléments ont été ajoutés à l'interface utilisateur de l'outil (cf. Annexe A) ; ils pourraient aisément être adaptés à un autre logiciel de STD.

Dans un premier temps, les zones thermiques du modèle aux volumes finis¹⁰², issues de la saisie du bâtiment en 3 dimensions et du découpage en zones effectué par l'utilisateur, sont repérées une à une comme étant des zones de logement, de bureau ou autres (circulations, salles de réunions, réfectoires...) ¹⁰³. Pour chaque zone de type logement, un objet « *zone de logement* » est créé afin de concentrer les informations sur la zone qui seront utiles au composant chargé de gérer l'occupation. La liste des logements que contient le bâtiment est aussi créée, par le simple renseignement d'un nom pour chaque logement. Ceux-ci constitueront ensuite des objets d'un type nouveau appelé « *logement-ménage* » dont le rôle est expliqué par la suite.

Chaque « *zone de logement* » reprend certains paramètres de la zone thermique comme la surface au sol. Elle est aussi associée à :

- Une fonction ou à un ensemble de fonctions (p.ex. « salle de bain », « cuisine », « cuisine » + « séjour » + « chambre », etc.) qui permettront de localiser les occupants et de placer les appareils électriques domestiques.
- Un « *logement-ménage* » qui a vocation, comme l'illustre son nom, à établir le lien entre un espace et les habitants qui y seront rattachés. Les zones associées à cet objet sont considérées comme entièrement incluses dans le logement. Une zone de logement ne pourra donc pas abriter plusieurs foyers. En revanche, un logement pourra être constitué de plusieurs zones, le calcul bénéficiant ainsi de la précision rendue possible par la localisation des occupants et des appareils. Pour que les capacités du modèle soient exploitées au maximum, une distinction relativement fine des zones thermiques (p.ex. une pièce par zone)

¹⁰² cf. annexe 1, présentation du modèle thermique de COMFIE.

¹⁰³ Dans le cas des zones de bureaux le modèle de présence du chapitre 2 est appliqué moyennant quelques renseignements supplémentaires (cf. § 2.9). Dans le cas d'une zone « autre », des scénarios déterministes doivent être renseignés.

est donc souhaitable. Cependant, le modèle est construit de manière à ne pas l'imposer à l'utilisateur qui pourra, s'il le souhaite, définir un logement comme une unique zone comprenant l'ensemble des fonctions.

Lorsque toutes les zones sont renseignées, une deuxième étape permet de saisir les informations relatives au « *logement-ménage* ». Certaines caractérisent l'habitation en tant que telle et sont par conséquent connues de l'utilisateur qui saisit le bâtiment. Il s'agit :

- Du « *type du logement* », à savoir maison, appartement ou autre (logement-foyer, pièce indépendante, chambre d'hôtel...). Cette caractéristique n'est pas un paramètre du modèle de présence et d'activités mais elle intervient lors de la procédure de génération du ménage.
- De la « *localisation* », urbaine - suburbaine ou rurale - semi-rurale.
- Du « *nombre de pièces du logement* »¹⁰⁴. Par défaut, l'outil suggère comme nombre de pièces, le nombre de fonctions de type « séjour », cuisine » ou « chambre » rattachées au « *logement-ménage* », mais l'utilisateur doit corriger le nombre exact de pièces en cas d'agencement particulier.

Ces trois paramètres (*type du logement*, *localisation* et *nombre de pièces du logement*) doivent obligatoirement être renseignés par l'utilisateur. Tous les suivants, en revanche, sont définis par défaut comme étant « non connus » et l'utilisateur n'est invité à les fixer à une autre valeur que s'il dispose de l'information adéquate. Pour chacun des paramètres listés ci-dessous (voir aussi le Tableau 18), la valeur « non connu » est proposée. Elle n'est pas indiquée ici pour ne pas surcharger cette présentation.

Le paramètre « *statut d'occupation* », qui définit si le ménage est propriétaire, locataire ou occupant à titre gratuit du logement, est un peu particulier puisque, dans certains cas, il peut être considéré comme une caractéristique du logement. C'est le cas par exemple pour les HLM dont on est sûrs que les habitants sont locataires. Mais plus généralement, il y a lieu de penser que l'entreprise, l'organisme ou l'individu qui réalise la STD d'un bâtiment a vraisemblablement accès à cette information auprès de son mandataire. Quoi qu'il en soit, le renseignement de ce paramètre n'est pas exigé.

Les paramètres suivants caractérisent le ménage occupant et sont donc communs à tous ses membres (ce qui était le cas des paramètres précédents également puisqu'ils concernaient le logement) :

- *type de ménage* (individu seul, couple seul, couple + autres ou autre type de ménage) ;
- *âge de l'enfant le plus jeune du ménage* (0-4, 5-12, 13-17, 18+) ;
- *revenu mensuel disponible du ménage* (< 700 €, 700 - 1900 €, 1900 - 4000 €, > 4000 €) ;
- *possession d'un véhicule motorisé* (aucun, 1, 2+) ;
- *possession d'un ordinateur* (non, oui).

Le dernier jeu de paramètres que l'utilisateur peut renseigner est propre à chaque membre du ménage. Il est tout d'abord proposé d'indiquer leur valeur pour l'occupant de référence du ménage puis, éventuellement, pour d'autres habitants.

¹⁰⁴ Sont dénombrées les pièces à usage d'habitation (y compris la cuisine si sa surface excède 12 m²) ainsi que les pièces annexes non cédées à des tiers (chambres de service...). Ne sont pas comptées les pièces à usage exclusivement professionnel ainsi que les entrées, couloirs et salles de bain.

Ces paramètres sont les suivants :

- *âge* (saisie d'un entier entre 0 et 100) ;
- *genre* (homme, femme) ;
- *situation de famille* (adulte âgé entre 18 et 39 ans sans co-résident mineur, adulte ayant un co-résident de moins de 5 ans, adulte ayant un co-résident âgé de 5 à 17 ans et pas de co-résident de moins de 5 ans, adulte âgé de plus de 40 ans sans co-résident mineur, mineur vivant avec ses parents/tuteurs, mineur vivant suivant un arrangement autre ou inconnu) ;
- *parent isolé* (non, oui) ;
- *statut civil* (pas en couple, vit avec son conjoint/partenaire) ;
- *statut d'emploi* (temps plein, temps partiel, employé - statut inconnu, ne travaille pas) ;
- *retraité* (non, oui) ;
- *étudiant* (non, oui) ;
- *nombre d'heures travaillées par semaine* (1-20, 21-40, > 40) ;
- *niveau d'études* (pas d'études secondaires achevées, études secondaires achevées niveau bac ou équivalent jusqu'à bac +4 ou équivalent, bac + 5 ou équivalent et plus) ;
- *état général de santé* (de mauvais à passable, de bon à très bon) ;
- *s'occupe de/aide (quotidiennement) une personne ayant des problèmes de santé* (non, oui) ;
- *invalidité* (non, oui).

Remarques :

- Les informations saisies sont conservées sous la forme d'un fichier texte dans le dossier de travail. En cas d'application de la méthode de Monte-Carlo, elles n'ont pas à être renseignées à chaque simulation.
- La procédure de génération des occupants de chaque logement est stochastique comme nous le verrons par la suite. Les habitants créés sont donc différents à chaque simulation, à moins que l'utilisateur n'ait renseigné exactement toutes les caractéristiques des habitants.

La génération des occupants d'un ménage est réalisée en plusieurs temps. Le concept de membre de référence du ménage¹⁰⁵, couramment utilisé dans les statistiques économiques et sociales, y joue un rôle central. A partir des attributs du logement, sont déterminés successivement le nombre de membres du ménage, puis les caractéristiques de l'occupant de référence, puis les caractéristiques de ses co-résidents.

La procédure est décrite par la suite dans le cas où l'utilisateur n'a saisi que les informations obligatoires, à savoir le type de logement et sa localisation. L'objectif est de présenter la chaîne de

¹⁰⁵ Définition de la personne de référence du ménage :

Dans l'exploitation principale du recensement de la population, la personne de référence du ménage est déterminée automatiquement à l'aide d'une règle qui ne prend en compte que les trois personnes les plus âgées du ménage (classées par ordre décroissant) et considère leurs relations potentielles :

- Si le ménage compte une seule personne, cette dernière est la personne de référence.

- Si le ménage compte deux personnes : si elles sont de sexe différent et identifiées comme formant un couple, l'homme est la personne de référence ; sinon la personne de référence est la personne active la plus âgée, ou si aucune des deux n'est active, la personne la plus âgée.

- Si le ménage compte trois personnes ou plus : si un couple formé d'un homme et d'une femme est identifié, l'homme du couple est la personne de référence ; sinon la personne de référence est la personne active la plus âgée, ou si aucune des trois personnes considérées n'est active, la personne la plus âgée.

source : <http://www.insee.fr/fr/methodes/default.asp?page=definitions/pers-ref-menage-exp-prin-rrp.htm>

détermination des différentes caractéristiques de la manière la plus claire possible. En pratique, la procédure est flexible. L'utilisateur ou le logiciel d'analyse statistique qui pilote l'outil de simulation (cf. chapitre 6) peut renseigner n'importe quelle caractéristique afin d'étudier son influence sur les sorties de la simulation (consommations énergétiques, confort)¹⁰⁶. Cela nécessite de prendre en compte, à l'intérieur de la procédure, les conséquences du renseignement d'une variable sur les autres variables pour un occupant donné et entre les membres d'un même ménage (p.ex. si on spécifie qu'un occupant est en couple et travaille, alors le type de ménage, l'âge de cet occupant et, par ricochet, celui des autres membres devront être déterminés en conséquence). Le fait de « forcer » des caractéristiques génère une série de cas particuliers à gérer, le plus souvent des restrictions du cas général, dont l'énumération serait rébarbative. Cependant la trame de la procédure de génération des occupants exposée ci-dessous n'en est jamais fondamentalement modifiée.

3.6.3 Détermination de la taille du ménage et du statut d'occupation

3.6.3.1 Taille du ménage

Nous souhaitons tenir compte autant que possible des caractéristiques du logement dans la génération du ménage associé, notamment en ce qui concerne la taille du ménage. Les données les plus pertinentes à ce sujet sont issues de l'Enquête Logement 2010. Elles recensent les résidences principales par type de logement, nombre de pièces et taille du ménage, commune par commune, sur l'ensemble du territoire métropolitain¹⁰⁷.

L'accès aux résultats désagrégés par l'intermédiaire du site de l'Insee nous a permis de scinder les communes selon qu'elles comptent plus ou moins de 20 000 habitants. Toute autre valeur aurait bien sûr été possible mais celle-ci correspond à la frontière entre localisations urbaine et rurale dans l'EET 1999 (d'après laquelle est calibré le modèle de présence et d'activités). L'objectif de ce découpage est de prendre en compte la différence en terme de densité d'occupation entre les logements situés en zone urbaine et les autres. Le format des données autorise aisément un découpage plus fin qui isolerait par exemple les grandes villes et notamment Paris. Il n'a cependant pas été jugé nécessaire d'accentuer encore la précision du modèle sur ce point d'autant que la distinction « maison/appartement » est déjà fortement corrélée à la localisation urbaine ou rurale. Sur les exemples des figures 71 et 72, à savoir les maisons de cinq pièces et les appartements de deux pièces, la proportion de « rural » est respectivement de 82 % (sur un total d'environ 4 500 000 logements) et de 29 % (sur un total d'environ 2 900 000 logements). A noter que la séparation opérée attribue aux catégories « rural » et « urbain » respectivement 16 et 11 millions de logements (les 3 millions de résidences secondaires ne sont pas intégrées au modèle).

Le nombre de pièce est compris entre 1 et « 6 et plus » tout comme le nombre de personnes (dans le cas où le nombre de membres, déterminé par la MTI, est de « 6 ou plus », il est fixé de

¹⁰⁶ En ce qui concerne les modifications par l'utilisateur, il est nécessaire de bloquer au niveau de l'interface la saisie de données manifestement contradictoires ou incohérentes (p.ex. un individu retraité et employé à plein temps)

¹⁰⁷ Résidences principales par type de logement, nombre de pièces et taille du ménage : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=PRINC3&millesime=2010&niveau=1&nivgeo=METRO_DOM&codgeo=1 => données détaillées.

manière équiprobable à 6, 7 ou 8), et il y a trois types de logement. En ajoutant la distinction site urbain/site rural, le nombre de valeurs intégrées au modèle s'élève donc à $6 \times 6 \times 3 \times 2 = 216$. Elles sont stockées dans un fichier texte qui contient toutes les données statistiques utiles à la procédure de génération d'un ménage virtuel.

Les distributions des nombres d'occupants sont données à titre d'illustration pour les maisons de cinq pièces et les appartements de trois pièces sur les figures 71 et 72.

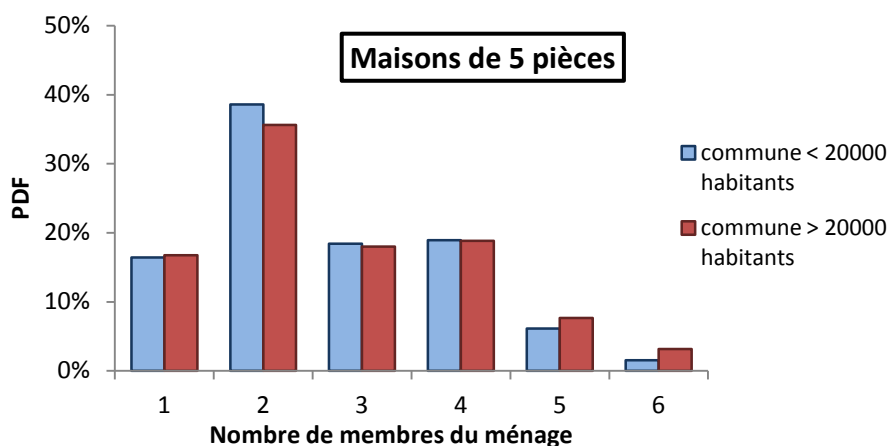


Figure 71 : Distribution du nombre de membres des ménages habitant des maisons de 5 pièces

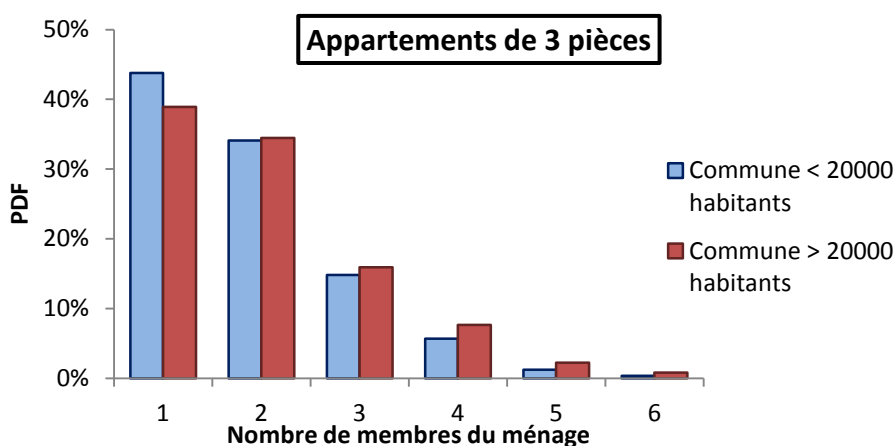


Figure 72 : Distribution du nombre de membres des ménages habitant des appartements de 3 pièces

Le fonctionnement de la MTI est illustré sur l'exemple d'un appartement de 3 pièces situé dans une commune de plus de 20 000 habitants (Figure 73). Sur cet exemple le nombre aléatoire vaut 0,70 donc le logement est habité par deux personnes.

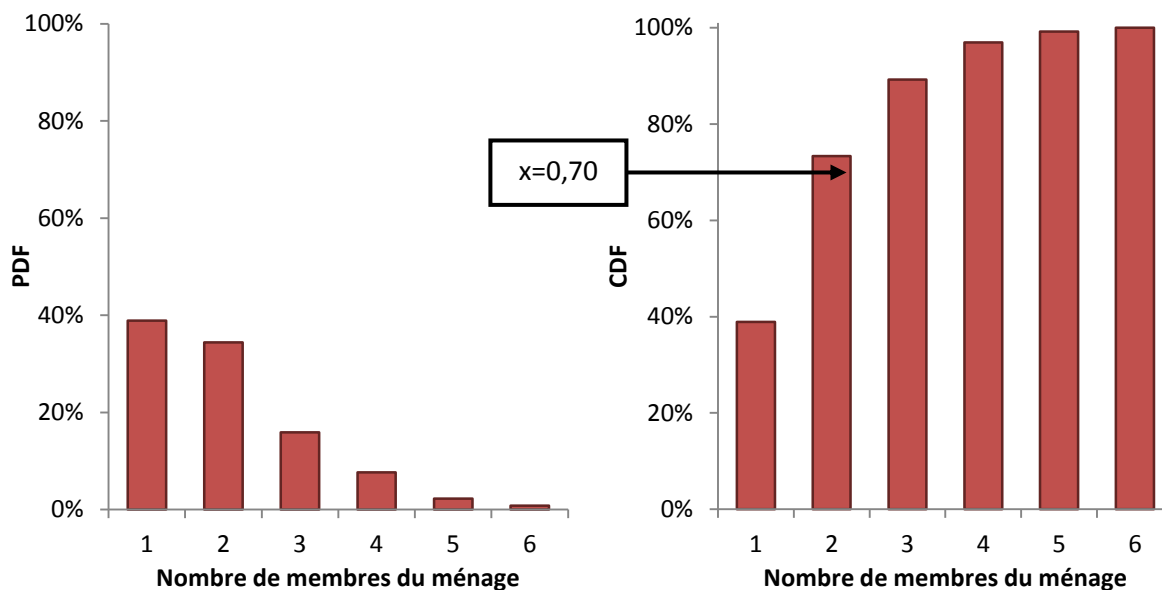


Figure 73 : Application de la MTI pour déterminer le nombre d'habitants d'un appartement de 3 pièces

3.6.3.2 Statut d'occupation

Le statut d'occupation est également déterminé à partir du logement suivant des statistiques issues de l'Enquête Logement 2010¹⁰⁸ qui l'associent au type de logement et au nombre de pièces. La même distinction sur la localisation a été opérée et les statuts « locataire ou sous-locataire d'un logement loué vide non HLM », « locataire ou sous-locataire d'un logement loué vide HLM » et « locataire ou sous-locataire d'un logement loué meublé ou d'une chambre d'hôtel » ont été regroupés dans la catégorie « locataire ».

A titre d'exemple, les distributions des statuts d'occupation sont données pour les maisons de 5 pièces et les appartements de 3 pièces (figures 74 et 75) :

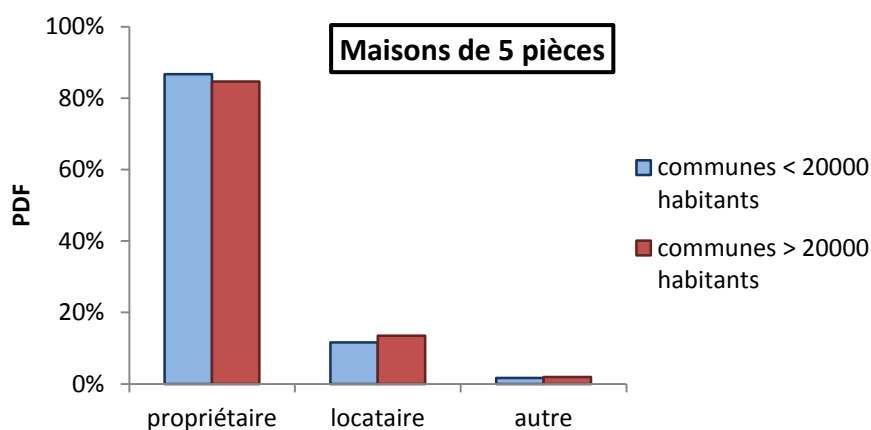


Figure 74 : Distribution des statuts d'occupation des maisons de 5 pièces

¹⁰⁸ Résidences principales par type de logement, nombre de pièces et statut d'occupation : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=PRINC2&millesime=2010&niveau=1&nivgeo=COM&odgeo=37261 => Données détaillées

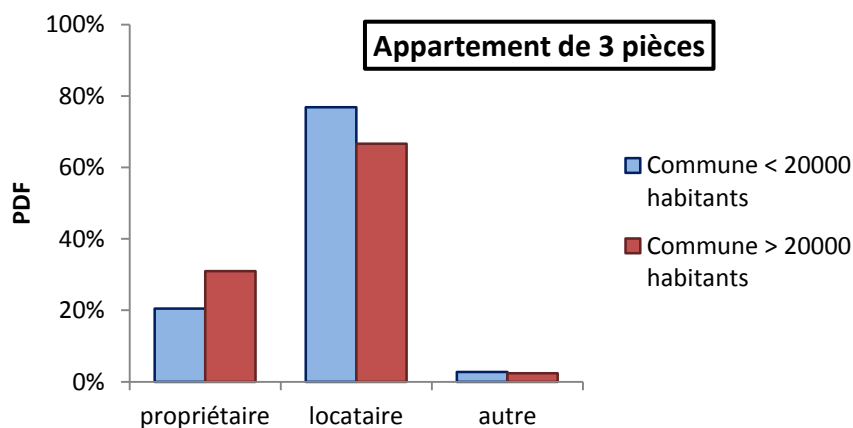


Figure 75 : Distribution des statuts d'occupation des appartements de 3 pièces

Le fonctionnement de la MTI est illustré sur l'exemple d'un appartement de 3 pièces situé dans une commune de plus de 20 000 habitants (Figure 76). Sur cet exemple le nombre aléatoire vaut 0,85 donc notre ménage est locataire.

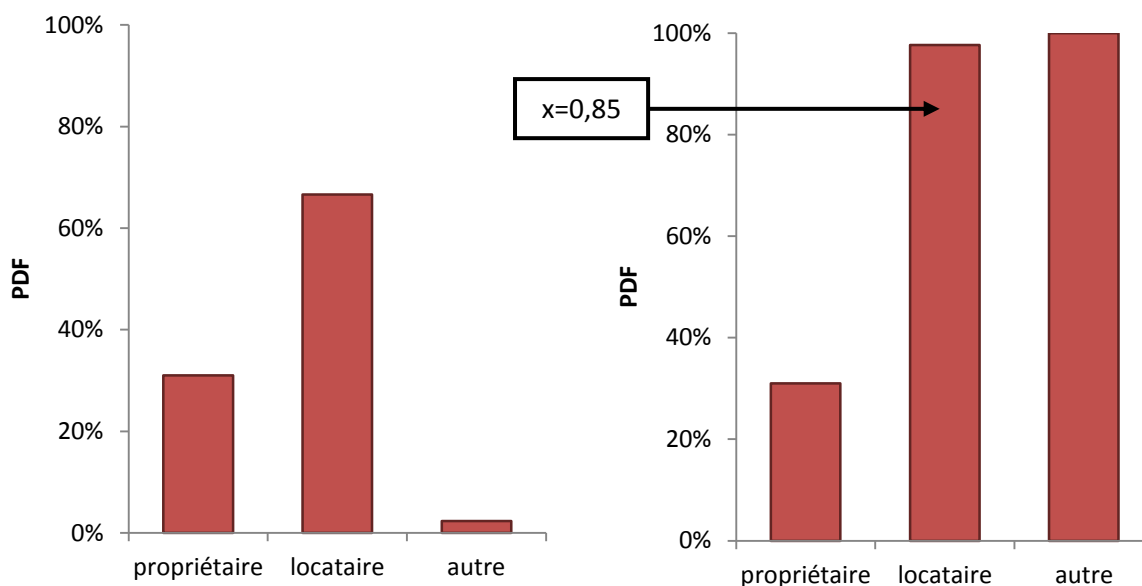


Figure 76 : Application de la MTI pour déterminer le statut d'occupation des habitants d'un appartement de 3 pièces

Remarque: la différence entre communes de plus et de moins de vingt mille habitants est peu marquée en ce qui concerne les maisons mais elle n'est pas négligeable dans le cas des appartements ou des logements de la catégorie « autres ».

Le nombre de membres du ménage et le statut d'occupation sont ensuite déterminés. Les caractéristiques du logement n'entrent plus en ligne de compte. L'étape suivante consiste à fixer le type du ménage puis les caractéristiques de l'occupant de référence.

3.6.4 Détermination du type de ménage et de plusieurs caractéristiques de l'occupant de référence

Le *type de ménage* (individu seul, couple seul, couple + autres ou autre type de ménage) est déterminé en fonction du nombre de membres. Ensuite, plusieurs caractéristiques de la personne de référence qui dépendent du type de ménage sont renseignées : *l'âge de l'enfant le plus jeune*, le

statut civil, le *statut de parent isolé*, le *genre*, l'*âge* et la *situation de famille*. Les paragraphes suivants décrivent la méthode dans les différents cas de figure possibles.

3.6.4.1 Ménage composé d'un seul membre

S'il ne compte qu'un seul membre, le ménage est de type « individu seul ». Dans ce cas, la caractéristique du ménage indiquant la tranche d'âge de l'enfant le plus jeune est fixée à « pas d'enfant ». La personne de référence est renseignée comme n'étant pas en couple et n'étant pas un parent isolé. Son genre est déterminé de manière aléatoire à partir des statistiques du recensement de la population¹⁰⁹ qui indiquent une proportion de 42 % d'hommes et de 58 % de femmes parmi les personnes vivant seules dans leur logement. La répartition des personnes vivant seules par tranches d'âges pour chacun des sexes (Figure 77) permet d'obtenir la tranche d'âge puis l'âge en tirant aléatoirement (selon une loi uniforme) une valeur de l'intervalle. En fonction de l'âge obtenu, la situation de famille est fixée à « adulte âgé entre 18 et 39 ans sans co-résident mineur », « adulte âgé de plus de 40 ans sans co-résident mineur » ou « mineur vivant suivant un arrangement autre ou inconnu ».

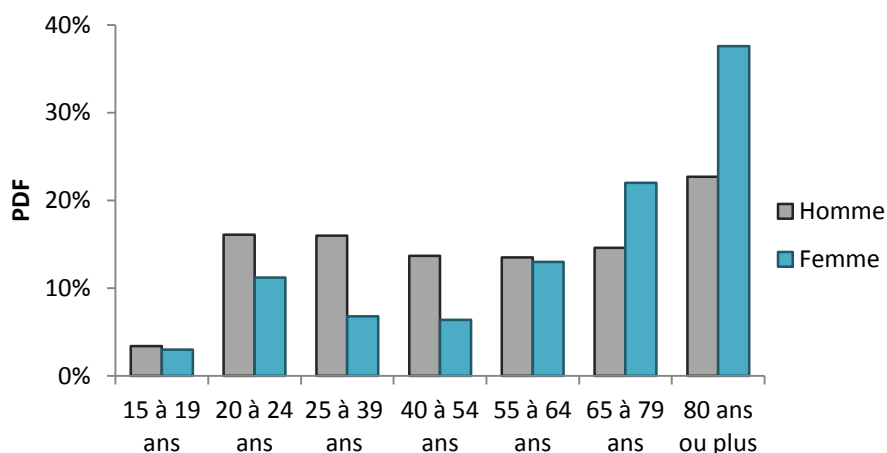


Figure 77 : Distribution de l'âge des personnes vivant seules pour chacun des sexes

3.6.4.2 Ménage composé de deux membres

En l'absence d'indication contraire saisie par l'utilisateur, nous considérons un ménage comptant deux membres comme ne pouvant être composé que d'un couple seul ou d'un parent isolé avec son enfant.

Les statistiques du recensement de la population nous fournissent le nombre de familles monoparentales¹¹⁰. Sous l'hypothèse que le nombre d'enfants de ces familles est distribué de la même manière que pour l'ensemble des familles¹¹¹, le nombre de familles monoparentales de deux membres s'élève à $2\,263\,100 \times 0,45 = 1\,018\,395$. Le nombre de ménages composés d'un couple sans

¹⁰⁹ Personnes vivant seules dans leur logement selon l'âge : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=NATTEF02333

¹¹⁰ Ménages selon la structure familiale : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=amfd2

¹¹¹ Familles selon le nombre d'enfants : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=amfd4
En moyenne: 1 -> 45 %; 2 -> 38 %; 3 -> 13 %; 4 et plus -> 4 %

enfant étant de 7 126 900, les ménages de deux personnes sont composés de familles monoparentales à hauteur de 12 % et de couples seuls à hauteur de 88 %.

Pour suivre l'exemple précédent, supposons que le tirage aléatoire fixe le type de notre ménage à « couple seul ».

3.6.4.2.1 Couple seul

Le membre de référence est renseigné comme étant en couple et n'étant pas un parent isolé. Par simplification, nous ne considérons que des couples hétérosexuels, et l'occupant de référence est systématiquement un homme.

Les données détaillées du tableau intitulé « Population des ménages par sexe, âge et mode de cohabitation »¹¹² du recensement de la population nous permettent d'obtenir la distribution des âges en fonction de leur sexe (ici seule celle des hommes est utile) des individus vivant en couple sans enfant. Nous les avons légèrement modifiées afin de n'inclure que des individus majeurs par souci de simplicité. La distribution correspondante est donnée sur la Figure 78.

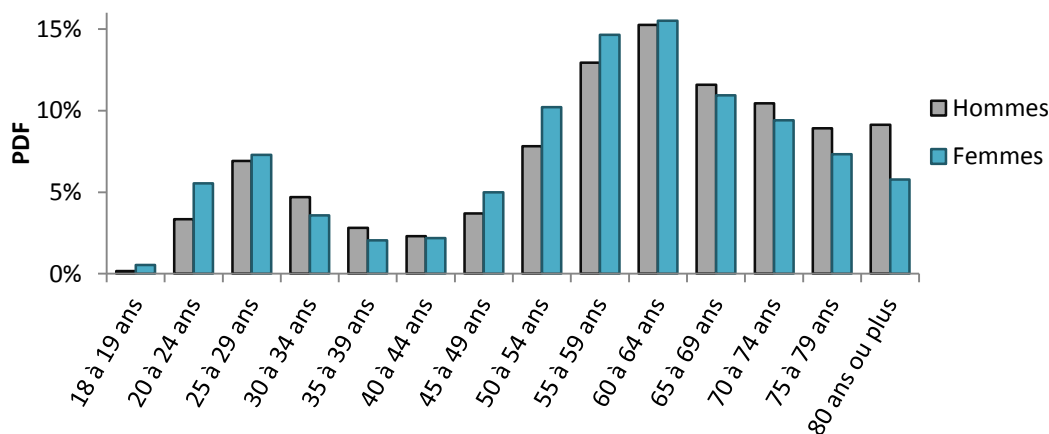


Figure 78 : Distribution des âges des individus vivant en couple sans enfant en fonction de leur sexe

En fonction de l'âge obtenu, la situation de famille est fixée à « adulte âgé entre 18 et 39 ans sans co-résident mineur » ou « adulte âgé de plus de 40 ans sans co-résident mineur ».

Pour l'exemple considéré précédemment, nous avons un appartement de trois pièces habité par un ménage composé de deux personnes en situation de locataire. La personne de référence est supposée être un homme et l'autre membre du couple une femme. L'âge de l'homme est déterminé par la MTI à partir de la distribution des âges des hommes vivant en couple sans enfants (Figure 78). Seule la CDF est représentée pour une question de place. Le nombre aléatoire vaut 0,09 donc l'âge de la personne de référence est compris entre 25 et 29 ans.

¹¹² Population des ménages par sexe âge et mode de cohabitation : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=MEN7&millesime=2010&niveau=1&nivgeo=METRODOM&codgeo=1

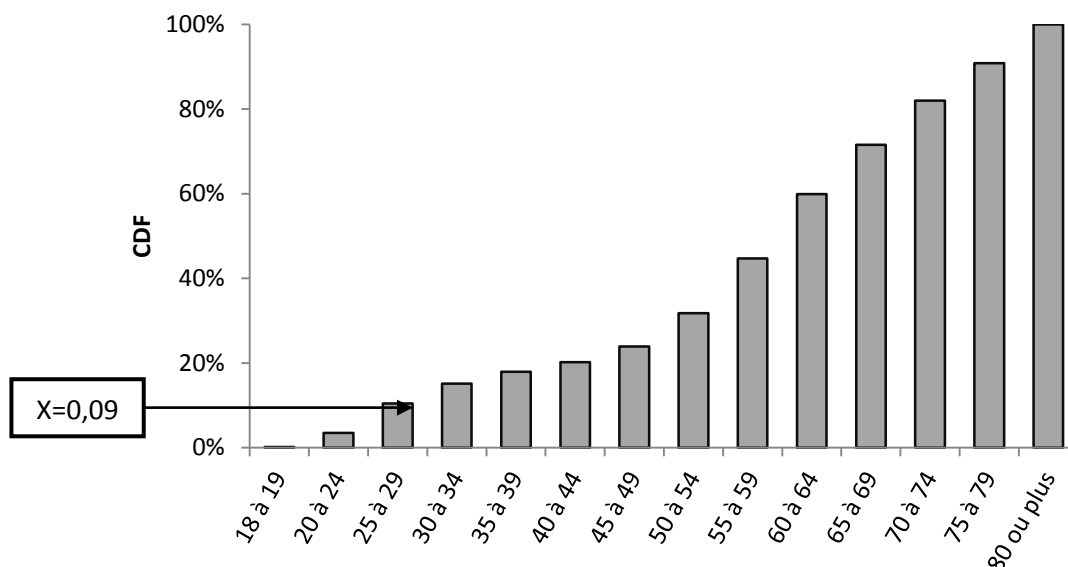


Figure 79 : Application de la MTI à la détermination de l'âge de la personne de référence (un homme) d'un ménage de type « couple sans enfants ».

L'âge de notre individu est tiré aléatoirement suivant une loi uniforme entre 25 et 29. Supposons pour l'exemple que cet âge soit de 29 ans. Les deux membres de notre ménage sont des « adultes âgés entre 18 et 39 ans sans co-résident mineur ».

3.6.4.2.2 Famille monoparentale

Le type de ménage correspondant à ce cas de figure est « autre type de ménage ». La personne de référence (le parent) est renseignée comme étant un parent isolé et comme n'étant pas en couple. Les données nécessaires pour déterminer son âge et son sexe sont fournies par les statistiques sur les populations des ménages par sexe, âge et mode de cohabitation¹¹³. 85 % des parents de familles monoparentales sont des femmes (nous ne tenons pas compte des possibles gardes alternées sur lesquelles nous n'avons pas de données), les distributions des âges en fonction du sexe sont données sur la Figure 80 :

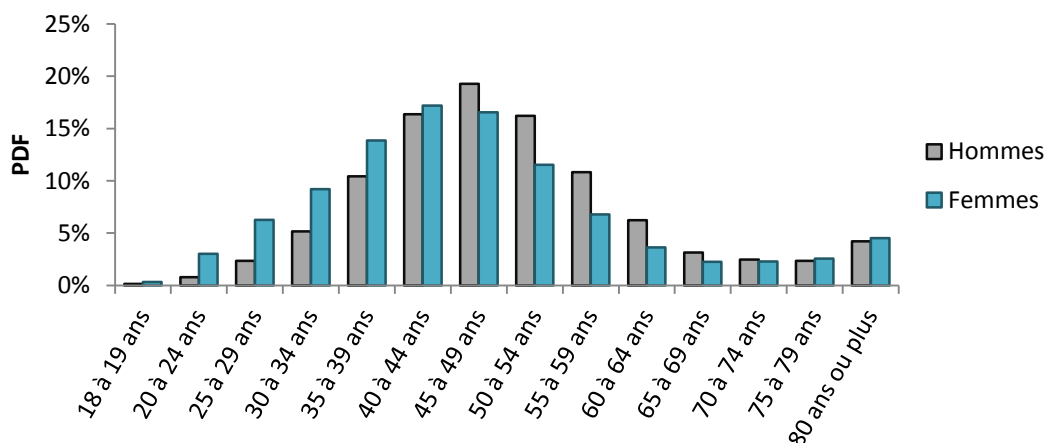


Figure 80 : Distribution des âges des parents de familles monoparentales en fonction de leur sexe

¹¹³ Population des ménages par sexe âge et mode de cohabitation : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=MEN7&millesime=2010&niveau=1&nivgeo=METRODOM&codgeo=1

En croisant les données sur les « Structures des familles avec enfants »¹¹⁴ avec celles sur les « Ménages par type de ménage et âge de la personne de référence »¹¹⁵, on obtient les distributions des âges des enfants des familles monoparentales en fonction de l'âge du parent. Elles sont visibles sur le Tableau 21 (après réajustement pour correspondre aux tranches d'âges utilisées dans l'EET 1999) :

Tableau 21 : Répartition des âges des enfants selon l'âge du parent

Âge du parent	Âge des enfants			
	0 à 4 ans	5 à 12 ans	13 à 17 ans	18 ans ou plus
Moins de 20	100 %	-	-	-
20 à 24 ans	90 %	10 %	-	-
25 à 39 ans	30 %	60 %	10 %	-
40 à 54 ans	20 %	40 %	30 %	10 %
55 à 64 ans	-	10 %	50 %	40 %
65 à 79 ans	-	-	-	100 %
80 ans ou plus	-	-	-	100 %

Il n'y a pas à notre connaissance de données qui permettraient d'affiner les données du Tableau 21 en fonction du sexe du parent. L'âge de l'occupant de référence du ménage et celui de l'enfant le plus jeune du ménage étant à présent connus, la situation de famille l'occupant de référence peut à être fixée.

3.6.4.3 Ménage composé d'au moins trois membres

Le cas des ménages composés d'au moins trois membres est logiquement le plus complexe. Les statistiques sur les « Ménages par type de ménage et âge de la personne de référence » nous permettent de comptabiliser les types de ménages en regroupant toutes les classes d'âge du même type. En excluant les ménages composés d'une personne seule ou d'un couple seul ainsi que les familles monoparentales qui ne comptent qu'un seul enfant, les différents types de ménage sont répartis de la manière indiquée dans le Tableau 22¹¹⁶. Le type de ménage est déterminé aléatoirement en fonction de cette répartition.

Tableau 22 : Répartition des types de ménages qui comptent au moins trois membres

Type de ménage	Répartition
plusieurs personnes sans famille	7,2 %
famille monoparentale	14,4 %
famille couple + autres	78,4 %

¹¹⁴ Structures des familles avec enfants : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=amfd3 => tableau détaillé. Donne la proportion des types de familles en fonction de l'âge des enfants. P.ex. les familles avec des enfants de moins de 3 ans sont à 88 % des couples avec enfant(s), à 11 % des femmes seules avec enfant(s) et à 1 % des hommes seuls avec enfant(s).

¹¹⁵ Ménages par type de ménage et âge de la personne de référence : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=MEN5&millesime=2010&niveau=2&nivgeo=METRODOM&codgeo=1. Donnent le nombre de familles monoparentales en fonction de l'âge du parent.

¹¹⁶ Aucune donnée accessible ne permet de différencier les ménages composés de plusieurs personnes sans famille selon qu'ils ont deux membres ou plus. Ils sont donc regroupés ici et, par conséquent, surestimés.

3.6.4.3.1 Plusieurs personnes sans famille

Le type de ménage correspondant est « autre type de ménage ». L'occupant de référence n'est pas en couple et n'est pas non plus en situation de parent isolé. Son genre est déterminé aléatoirement, les deux sexes étant considérés équiprobables. Son âge est fixé à partir de la distribution présentée sur la Figure 81 issue des statistiques sur les « Ménages par type de ménage et âge de la personne de référence » :

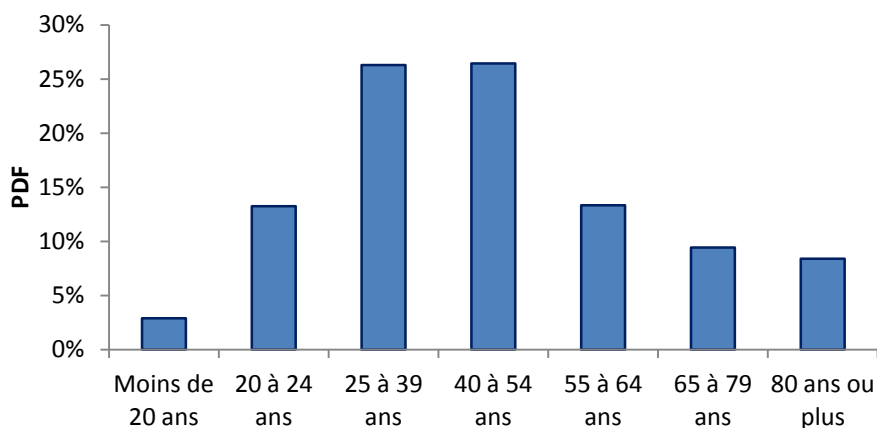


Figure 81 : Distribution des âges des occupants de référence des ménages composés de plusieurs personnes sans famille

Sans indication saisie par l'utilisateur nous supposons qu'il n'y a pas d'enfant au sein d'un ménage de ce type. La situation de famille de l'occupant de référence est déterminée en fonction de son âge.

3.6.4.3.2 Famille monoparentale

La procédure est la même que dans le cas d'une famille monoparentale de deux personnes sauf en ce qui concerne l'âge de l'enfant le plus jeune du ménage. En effet, les données accessibles ne nous permettent pas d'isoler l'enfant le plus jeune des autres enfants de la famille. La solution choisie consiste alors à sélectionner au hasard un individu de l'EET 1999 (pour laquelle nous avons le détail de toutes les variables pour 15 441 personnes) parmi les parents isolés de la même tranche d'âge et à allouer à l'occupant de référence la même valeur que cet individu tiré au sort pour la variable « âge de l'enfant le plus jeune du ménage »¹¹⁷. Pour ce faire, la liste des individus de l'enquête est chargée au début de la procédure. Elle sera utilisée à plusieurs reprises pour déterminer certaines variables comme nous le verrons par la suite.

3.6.4.3.3 Famille composée d'un couple avec enfants

Dans ce cas de figure, le ménage est de type « couple + autre(s) ». L'occupant de référence est l'homme du couple. Son âge est déterminé à partir de la distribution des âges des parents des

¹¹⁷ Une méthode équivalente consisterait à calculer à partir de l'enquête la distribution de la variable « âge de l'enfant le plus jeune » pour chaque tranche d'âge de parent isolé. On utiliserait ensuite la MTI sur la distribution correspondant à l'âge du parent isolé du ménage modélisé.

familles composées d'un couple avec des enfants¹¹⁸. Celle-ci est visible sur la Figure 82 où elle est donnée pour les femmes également¹¹⁹.

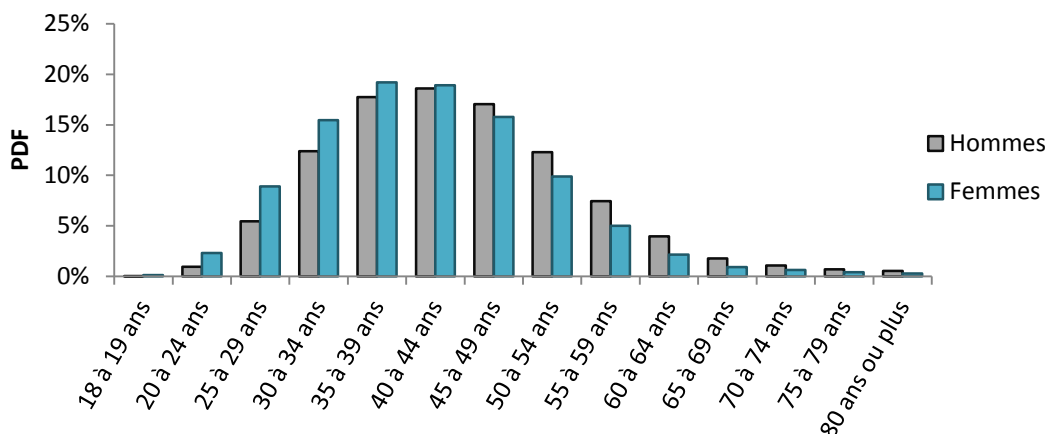


Figure 82 : Distribution des âges des parents des familles composées d'un couple avec des enfants

L'âge de l'enfant le plus jeune du ménage est obtenu en ayant recours à la liste des individus de l'EET 1999 suivant un procédé similaire à celui décrit dans le cas des familles monoparentales (cf. § 3.6.4.3.2). La situation de famille est ensuite renseignée.

3.6.5 Détermination des caractéristiques restantes pour la personne de référence

A ce stade, les variables suivantes, décrivant le ménage ou sa personne de référence, sont connues :

- *type de ménage* ;
- *âge de l'enfant le plus jeune du ménage* ;
- *âge* ;
- *genre* ;
- *situation de famille* ;
- *parent isolé* ;
- *statut civil*.

Elles permettront de déterminer les caractéristiques suivantes, moins liées au nombre d'occupant et au type de ménage.

3.6.5.1 Statut de retraité ou d'étudiant

Les statuts *d'étudiant* et de *retraité* de la personne de référence sont définis à partir de son âge et de son sexe. Dans les deux cas, les statistiques sont tirées des tableaux détaillés de l'Insee sur le

¹¹⁸ Population des ménages par sexe âge et mode de cohabitation :

http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=MEN7&millesime=2010&niveau=1&nivgeo=METROD_OM&codgeo=1

¹¹⁹ La distribution des âges pour les femmes peut s'avérer nécessaire si l'utilisateur (ou le logiciel statistique qui pilote l'ensemble dans les études de sensibilité) a renseigné que l'occupant de référence était une femme. Sinon, par défaut, la personne de référence des familles de type « couple seul » ou « couple + enfants » est un homme.

thème « Ménages par sexe, âge et type d'activité de la personne de référence âgée de 15 ans ou plus »¹²⁰. Les valeurs utilisées sont regroupées dans les figures 83 et 84.

La variable « étudiant » au sens de l'EET inclut les enfants scolarisés. Ceux âgés de zéro à deux ans ne sont pas scolarisés tandis que ceux qui ont entre trois et seize ans sont supposés l'être. En effet, l'école est obligatoire en France de six à seize ans et pratiquement tous les enfants de trois à six ans vont à l'école maternelle d'après le ministère de l'éducation nationale¹²¹.

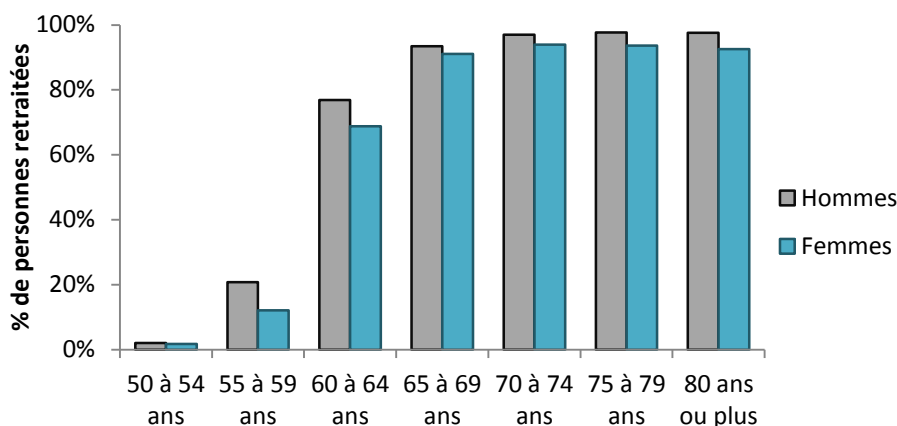


Figure 83 : Pourcentage de personnes retraitées par tranches d'âge et par sexe

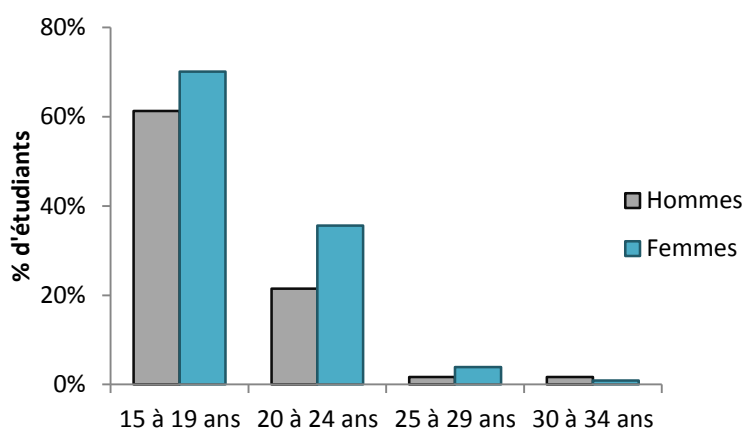


Figure 84 : Pourcentage d'étudiants par tranches d'âge entre 15 et 34 ans et par sexe

Remarque: le fait de ne pas être retraitée pour une personne âgée n'implique pas qu'elle ait un emploi. Les femmes âgées de plus de 80 ans par exemple sont à 93 % retraitées, à 5 % femmes au foyer, à 1 % « autres inactives » et à 1 % actives ayant un emploi (tout de même).

Sur notre exemple, la personne de référence du ménage a des probabilités nulles d'être retraité et faibles d'être étudiant. Supposons qu'à l'issue de tirage il ne l'est pas.

¹²⁰ Ménages par sexe, âge et type d'activité de la personne de référence âgée de 15 ans ou plus : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau_local.asp?ref_id=MEN3&millesime=2010&niveau=1&nivgeo=METRODOM&codgeo=1

¹²¹ L'école maternelle en France - Ministère de l'éducation nationale: http://media.eduscol.education.fr/file/Europe_et_international/21/2/ecole-maternelle_113212.pdf

3.6.5.2 Revenu du ménage, statut d'emploi, nombres d'heures hebdomadaire de travail et niveau d'études de l'occupant de référence

Le *revenu du ménage*, le *statut d'emploi*, le *nombre d'heures de travail hebdomadaire* et le *niveau d'étude* de la personne de référence du ménage sont quatre variables fortement inter-corrélées. Par ailleurs elles sont aussi corrélées avec plusieurs variables déjà connues telles que le *type de ménage* ou l'*âge* de l'occupant de référence. Ni les statistiques du recensement de la population ni les statistiques sur l'emploi ou sur les revenus¹²² ne semblent permettre de les renseigner en tenant suffisamment compte des corrélations qui les lient.

Des méthodes existantes permettent de générer des séries de variables qualitatives corrélées (Gange, 1995 ; Lee, 1997 ; Park et al., 1996). Elles pourraient être employées sur la base d'une analyse des corrélations multiples des variables sur l'échantillon de l'EET 1999 ou d'une EET plus récente. Cependant, le degré de complexité supplémentaire que cela implique ne semble pas justifié d'autant que la méthode devrait être modifiée pour répondre au problème posé ici. En effet, la méthode, telle qu'elle est présentée, permettrait de générer un jeu de caractéristiques corrélées pour un individu, par exemple « femme, 4^{ème} tranche d'âge, en couple avec des enfants, employée à plein temps, travaille entre 20 et 40 heures par semaines, 3^{ème} tranche de revenu, bac +5, etc. » en fonction des corrélations existant entre les variables *genre*, *âge*, *type de ménage*, *statut d'emploi*, *temps de travail hebdomadaire*, *revenu du ménage* et *niveau d'études*. Or dans notre cas et pour rester sur le même exemple, l'*âge*, le *genre* et le *type de ménage* ont déjà été déterminés suivant un processus différent, basé sur des statistiques plus représentatives et tenant compte du logement (type, taille, localisation). Il faudrait donc tenir compte des corrélations entre les variables restant à déterminer (emploi, revenu, etc.) et les variables âge, sexe et type de ménage tout en imposant ces dernières (alors que les méthodes présentées déterminent toujours en même temps le jeu complet de variables corrélées). Nous n'avons pas estimé précisément l'ampleur exacte de la difficulté qu'implique cette adaptation mais avons préféré chercher une méthode plus aisée à mettre en œuvre.

Une alternative possible est de réaliser un modèle logit imbriqué (Mac Faden, 1977) pour effectuer les choix sur les différentes variables en tenant compte des corrélations qui les lient. Ce type de modèle divise l'ensemble des choix en nids puis en sous-nids. L'intersection entre les nids d'un même niveau étant vide, la structure d'ensemble prend la forme d'un arbre de décision. Ceci n'est pas adapté au cas présent puisque les différentes combinaisons possibles ne peuvent pas être classées par nids distincts. Quel que soit l'ordre considéré des variables *statut d'emploi*, *temps de travail hebdomadaire*, *revenu du ménage* et *niveau d'études*, il n'est pas possible de dégager une telle structure entre elles. Par exemple, à l'intérieur d'une classe de revenu, il y a des individus qui travaillent et d'autres non et il y a des individus de tous niveaux d'études (d'autant que le revenu du ménage dépend des autres membres). De même, l'ensemble des individus qui travaillent à plein temps ne contient l'intégralité d'aucune tranche de revenu, etc. Une extension du modèle logit imbriqué, le modèle logit imbriqué croisé, permet de définir des degrés d'appartenance des différentes combinaisons aux différents nids (alors qu'elles devaient appartenir exclusivement à l'un

¹²² Ces statistiques fournissent par exemple le taux d'activité selon le sexe et la configuration familiale, le diplôme le plus élevé selon l'âge et le sexe, la population en emploi et taux d'emploi selon le sexe et l'âge ou encore le niveau de vie selon le type de ménage.

ou l'autre dans le logit imbriqué). L'utilisation de ce type de modèle est rare et complexe, raison pour laquelle nous avons choisi de procéder différemment.

Nous avons opté pour une méthode nettement plus simple à mettre en place. Elle est vraisemblablement plus coûteuse en temps de calcul que les méthodes précédentes, mais ce coût reste négligeable. Il s'agit de déterminer les variables *revenu*, *statut d'emploi*, *temps de travail hebdomadaire* et *niveau d'études*, directement en tirant au sort un individu de l'EET 1999 qui présente les mêmes caractéristiques que l'occupant de référence en termes de *type de ménage*, *statut d'occupation*, *âge*, *statut civil*, *statut de parent isolé*, *statut de retraité* et *statut d'étudiant*. Le *revenu du ménage*, le *statut d'emploi*, le *nombre d'heures hebdomadaires de travail* et le *niveau d'études* de l'individu tiré au sort sont alors alloués à l'occupant de référence. Dans le cas où aucune personne dans l'enquête ne répond aux critères, une règle simple s'applique (elle pourrait être affinée mais ne l'est pas en raison du faible nombre d'occurrences constaté de l'exception). Si l'occupant de référence est retraité ou étudiant, nous supposons qu'il ne travaille pas, qu'il a un diplôme de niveau bac ou équivalent et que le revenu mensuel de son ménage est compris entre 700 et 1 900 € ; sinon, nous supposons qu'il est employé de statut inconnu, qu'il travaille entre 21 et 40 heures par semaine, qu'il dispose d'un niveau d'étude de niveau bac ou équivalent et que le revenu mensuel de son ménage est compris entre 1 900 et 4 000 €.

Dans l'exemple considéré nous tirons au sort un individu de l'enquête parmi ceux qui vivent en couple seul, sont locataires, ont entre 25 et 29 ans, vivent en couple et ne sont ni retraités ni étudiants. Supposons que l'individu tiré au sort appartienne au deuxième quartile de la population en termes de revenu, qu'il soit employé à plein temps, travaille entre 21 et 40 h par semaine et ait un diplôme de type bac + 5 ou équivalent. Alors la personne de référence hérite de toutes ces quatre caractéristiques.

3.6.5.3 Etat général de santé, invalidité et aide d'une personne

L'*état général de santé* et le fait d'avoir une *invalidité* sont deux phénomènes corrélés entre eux et liés à d'autres caractéristiques telles que l'*âge*, le *statut d'emploi*, le *sexe* de l'individu ou le fait qu'il soit *retraité*. Nous avons choisi de ne pas exploiter directement les données disponibles sur ce thème pour déterminer ces deux caractéristiques car elles ne prennent pas suffisamment en compte les corrélations évoquées¹²³. La méthode retenue passe par la liste des individus de l'EET 1999. Pour fixer l'*état de santé* et l'*invalidité* d'un occupant, un individu de l'enquête est tiré au sort parmi ceux qui sont de la même tranche d'*âge* et ont les mêmes *genre*, *statut d'emploi* et *statut de retraité*. L'*état de santé* et le *statut d'invalidité* de cet individu sont alors affectés à l'occupant. Dans le cas (improbable) où aucun individu de l'enquête ne correspond, l'occupant est supposé être en bon état de santé et le fait qu'il ait ou non une invalidité n'est pas renseigné¹²⁴.

Dans notre exemple, les individus de l'enquête sélectionnés sont des hommes ayant entre 25 et 29 ans qui travaillent à plein temps et ne sont pas retraités. Supposons que l'individu tiré au sort

¹²³ Par exemple, l'état de santé en fonction du sexe et de l'âge ou le fait de déclarer une limitation d'activité (invalidité) en fonction du sexe et de l'âge) rendent insuffisamment compte des liens entre ces deux variables ainsi qu'avec le statut d'emploi (L'état de santé de la population en France, rapport 2011, pages 97-99 : http://www.drees.sante.gouv.fr/IMG/pdf/etat_sante_2011.pdf).

¹²⁴ Ceci correspond à la valeur -8 de la variable *disab* (voir Tableau 18).

parmi les individus sélectionnés soit en bonne santé mais sujet à une invalidité. Ces caractéristiques seront attribués à l'occupant de référence de notre ménage.

La variable « *carer* » de l'EET (cf. Tableau 18), que nous traduisons par le terme « aide une personne », indique si le répondant fournit des soins de routine à un adulte ayant besoin d'une aide régulière à la vie quotidienne ou s'il s'occupe d'un enfant nécessitant plus d'attention que la moyenne en raison d'un handicap de son état de santé. Les statistiques sur les professionnels de l'aide à domicile telles que celles relevées dans l'enquête auprès des intervenants à domicile¹²⁵ ne peuvent pas être utilisées pour décrire l'ensemble des aidants. En effet les aidants appartiennent souvent à l'entourage de la personne aidée et n'agissent pas en tant que professionnels. Des données statistiques de la Drees¹²⁶ indiquent qu'en France, en 2008, « 3,4 millions de personnes aident un proche de 60 ans ou plus, à domicile, dans les tâches de la vie quotidienne ». Plusieurs études fournissent des informations sur l'âge des aidants, les tâches qu'ils effectuent¹²⁷, la charge qu'ils ressentent ou l'impact sur leur emploi du temps. Cependant, aucune ne nous permet de prendre en considération les corrélations importantes qui existent entre le fait d'être aidant et la composition du ménage ou le statut d'emploi. Nous aurions pu estimer un modèle logit simple pour prédire la variable *aidant* en fonction d'autres caractéristiques de l'individu car elle est déterminée seule (contrairement aux variables *état général de santé* et *invalidité*, *statut d'emploi*, *temps de travail hebdomadaire*, *revenu du ménage* et *niveau d'études*). Cependant, par souci de simplicité, nous la déterminons directement à partir de la liste des individus de l'EET. Ainsi, l'occupant se voit affecter la valeur de la variable *aidant* d'un des individus de l'enquête situé dans la même *tranche d'âge*, ayant le même *sexe*, le même *statut de retraité*, le même *type de ménage* et la même *tranche d'âge pour l'enfant le plus jeune du ménage*. Dans le cas où l'enquête ne comprend aucun individu correspondant à ces critères, il est supposé que l'occupant n'est pas un aidant à domicile.

Dans notre exemple, les individus de l'enquête sélectionnés sont des hommes ayant entre 25 et 29, non retraités, vivant en couple sans enfants. Supposons que l'individu tiré au sort ne soit pas aidant, alors notre occupant de référence ne l'est pas non plus.

3.6.6 Création des autres membres du ménage

A ce stade, un certain nombre de variables qui caractérisent l'ensemble du ménage (*localisation*, *type de ménage*, *âge de l'enfant le plus jeune*, *revenu mensuel*) et l'occupant de référence (*âge*, *sexe*, *statut d'emploi*, etc.) sont connues. Reste à déterminer les variables qui sont propres aux autres membres du ménage. Pour ce faire, quelques règles sont utilisées pour les variables des autres membres qui dépendent directement des caractéristiques du ménage ou de sa personne de référence (*âge*, *sexe*, *statut civil*, *statut de parent isolé*, *situation de famille*). Les autres (*statut d'emploi*, *statuts de retraité* ou *d'étudiant*, *état de santé*, etc.) sont déterminées de la même façon que pour la personne de référence.

¹²⁵ Enquête auprès des intervenants à domicile: <http://www.drees.sante.gouv.fr/l-enquete-aupres-des-intervenants-a-domicile-iad,6550.html>

¹²⁶ Direction de la Recherche, des Etudes, de l'Evaluation et des Statistiques, Etudes et résultats n°799, mars 2012, « Aider un proche âgé à domicile : la charge ressentie ». <http://www.drees.sante.gouv.fr/IMG/pdf/er799.pdf>

¹²⁷ Drees, Etude et résultats n° 827, décembre 2012, « L'aide humaine auprès des adultes à domicile : l'implication des proches et des professionnels ». <http://www.drees.sante.gouv.fr/IMG/pdf/er827.pdf>

3.6.6.1 Le conjoint de la personne de référence

Si, d'après le type de ménage, l'occupant de référence vit avec son conjoint, nous supposons que :

- l'âge du conjoint est situé dans une plage de plus ou moins cinq ans autour de l'âge de la personne de référence (âges équiprobables) et il est majeur ;
- le conjoint est de sexe opposé à la personne de référence.

Par ailleurs le conjoint est en couple et n'est pas un parent isolé.

Le conjoint dans notre exemple est une femme et nous supposons qu'à l'issue du tirage, son âge est fixé à 29 ans.

3.6.6.2 Les enfants de la personne de référence

Les enfants de l'occupant de référence sont renseignés de la même manière qu'il s'agisse d'une famille comprenant un couple ou d'une famille monoparentale. Ils ne sont pas en couple, ne sont pas des parents isolés et leurs genres sont obtenus aléatoirement, les deux sexes étant équiprobables. Leurs âges sont déterminés à partir de l'âge de l'occupant de référence (qui est un de leurs parents) suivant les valeurs déjà utilisées au paragraphe 3.6.4.2.2 et regroupées dans le Tableau 21. Une condition supplémentaire impose qu'au moins un des enfants soit dans la tranche d'âge correspondant à la variable *âge de l'enfant le plus jeune du ménage*.

3.6.6.3 Les autres membres dans le cas d'un ménage complexe sans famille

Lorsque le ménage regroupe plusieurs personnes non unies par des liens de parenté (colocation par exemple), elles sont supposées n'être pas en couple et ne pas être des parents isolés. Leurs sexes sont déterminés aléatoirement (équiprobables) et, faute de données plus précises sur ce type de ménage, nous supposons que toutes les personnes sont majeures et appartiennent à la même génération (plus ou moins dix ans autour de l'âge de la personne de référence de manière équiprobable).

3.6.6.4 Caractéristiques restantes pour les occupants autres que la personne de référence

Pour chaque membre du ménage, la variable *situation de famille* est fixée à partir de son âge et de l'âge de l'enfant le plus jeune du ménage.

Le *statut d'emploi*, le *nombre d'heures hebdomadaires de travail* et le *niveau d'études* de chaque occupant sont déterminés en ayant recours à la liste des individus de l'EET. La méthode est similaire à celle décrite au paragraphe 3.6.5.2 pour l'occupant de référence à la différence que le *revenu du ménage* est à présent imposé puisqu'il a été déterminé précédemment.

L'*état de santé*, le fait d'être *invalide* et le fait d'*aider une personne à domicile* sont obtenus suivant le même procédé que pour la personne de référence (cf. § 3.6.5.3), c'est à dire directement à partir des individus de l'EET.

Supposons que le conjoint du ménage de notre exemple fil rouge travaille à plein temps plus de 40 h par semaine, ne soit ni étudiante ni retraitée, ait un niveau d'études de niveau bac + 5 ou équivalent, soit en bonne santé, ne souffre d'aucune invalidité et soit aidante.

3.6.6.5 Possession d'un ordinateur personnel par le ménage

Les ordinateurs personnels font partie des équipements électriques dont l'usage est modélisé au chapitre 5. Au delà de la variable binaire *possession d'un ordinateur par le ménage* nécessaire en entrée du modèle de présence et d'activités, il s'agit de renseigner le nombre d'ordinateurs possédés par le ménage et leur type (fixe ou portable). Les données utilisées sont obtenues par recoupement de plusieurs sources :

- l'enquête sur les TIC (Technologies de l'Information et de la Communication) auprès des ménages de l'Insee¹²⁸ ;
- l'enquête « Equipement des ménages en bien durables » de l'Insee¹²⁹ ;
- l'enquête sur la diffusion des TIC dans la société française du Credoc (Bigot et al., 2013) ;
- la campagne de mesure REMODECE dans sa partie concernant les consommations des usages domestiques de l'audiovisuel et de l'informatique (ENERTECH, 2008).

Les probabilités d'équipement intégrées au modèle sont cohérentes avec l'ensemble des sources citées. De manière indépendante, un ménage peut se voir attribuer un ordinateur fixe (Tableau 23) puis un ordinateur portable (Tableau 24). S'il est équipé des deux et compte au moins deux membres, il a 25 % de chances de s'en voir attribuer un troisième avec une probabilité égale pour chaque type (8 % des ménages français possèdent trois ordinateurs).

Tableau 23 : Probabilités d'équipement des ménages en ordinateurs de bureau selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence

		Âge de la personne de référence du ménage						
		Moins de 25 ans	De 25 a 34 ans	De 35 a 44 ans	De 45 a 54 ans	De 55 a 64 ans	De 65 a 74 ans	75 ans et plus
Type de ménage	PERSONNES SEULES	85%	100%	100%	100%	50%	35%	25%
	COUPLES SANS ENFANTS	100%	100%	100%	100%	90%	60%	45%
	COUPLES AVEC ENFANTS	100%	100%	100%	100%	100%	90%	90%
	AUTRES MÉNAGES	95%	100%	100%	100%	70%	50%	35%
	FAMILLES MONOPARENTALES	95%	95%	95%	95%	70%	50%	30%

¹²⁸ Enquête Insee sur les TIC auprès des ménages 2007 à 2013 : http://www.insee.fr/fr/themes/detail.asp?reg_id=0&ref_id=ir-irsocticmen13

¹²⁹ Enquête Insee « Equipement des ménages en bien durables », 2012 : http://www.insee.fr/fr/themes/tableau.asp?reg_id=0&ref_id=NATnon05155

Tableau 24 : Probabilités d'équipement des ménages en ordinateurs portables selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence

		Âge de la personne de référence du ménage						
		Moins de 25 ans	De 25 a 34 ans	De 35 a 44 ans	De 45 a 54 ans	De 55 a 64 ans	De 65 a 74 ans	75 ans et plus
Type de ménage	PERSONNES SEULES	85%	90%	70%	75%	55%	25%	15%
	COUPLES SANS ENFANTS	85%	95%	60%	65%	50%	25%	10%
	COUPLES AVEC ENFANTS	85%	95%	70%	80%	55%	45%	20%
	AUTRES MÉNAGES	85%	85%	55%	50%	40%	25%	10%
	FAMILLES MONOPARENTALES	85%	65%	45%	45%	40%	25%	10%

Les ordinateurs sont classés en deux catégories d'usage, principal ou secondaire, associées à des probabilités d'utilisation différentes (voir chapitre 5). La répartition générée par le modèle est fournie dans le tableau Tableau 25 (p.ex. 24 % des ménages possèdent un ordinateur jouant le rôle de poste secondaire).

Tableau 25 : Répartition des ordinateurs par type et catégorie d'usage

	Principal	Secondaire
Fixe	76%	24%
Portable	44%	56%

Remarque : Les taux d'équipements présentés dans les tableaux 23 et 24 sont très inégalement répartis entre les différentes classes d'âge de la population. Les valeurs faibles pour les nombreux ménages composés de personnes âgées seules ou en couple sans enfant impactent fortement la moyenne nationale.

Le couple de notre exemple a 100 % de chances d'être équipé d'un ordinateur fixe et 95 % de chances d'être équipé d'un ordinateur portable. Supposons qu'ils possèdent les deux.

3.6.6.6 Nombre de véhicules dont dispose le ménage

Le modèle de présence et d'activités exige le renseignement d'une dernière variable, le *nombre de véhicules motorisés dont dispose le ménage*. Celui-ci dépend a priori de la taille du ménage, de l'âge de ses membres, du fait qu'ils soient actifs ou non ou encore de la localisation urbaine ou rurale, souvent corrélée à l'accessibilité à des services de transports en commun.

L'Insee ne propose pas de données mises en formes et précises sur ce thème. Des publications de l'industrie automobile¹³⁰ fournissent au mieux un taux de motorisation (pourcentage de ménages disposant d'au moins un véhicule motorisé) moyen, pour cinq catégories de communes d'après leur population. Or nous souhaiterions mieux prendre en compte les corrélations existantes entre diverses caractéristiques du ménage et le nombre de véhicules dont il dispose.

¹³⁰ Comité des Constructeurs Français de l'Automobile (CCFA), L'industrie automobile française, Analyses et Statistiques 2013.

D'après l'état de l'art proposé par Tremblin (2009), la littérature présente plusieurs modèles différents par leur type (agrégés/désagrégés notamment) et le choix des variables explicatives. Cependant, aucun ne peut être réutilisé tel quel, soit parce qu'ils ne sont pas du type souhaité (désagrégé par ménage) soit parce qu'ils ne sont pas calibrés sur des données françaises (Zegras, 2010), soit parce que les variables explicatives ne correspondent pas à nos objectifs, par exemple uniquement la localisation et le revenu dans Nicolas (2010). Enfin, les variables explicatives ne coïncident jamais exactement avec les variables descriptives des ménages telles qu'elles sont définies dans notre modèle.

Une autre solution pourrait consister à utiliser directement la base de données de l'EET 1999 suivant une méthode similaire à celle précédemment employée pour définir les variables *état de santé* et *invalidité*. Il s'agirait alors de :

- sélectionner les individus de l'enquête ayant les mêmes caractéristiques que l'occupant de référence en cours de création en termes de *type de ménage*, *âge*, *statut d'emploi*, et *localisation* ;
- tirer au sort un des individus sélectionnés et attribuer à l'occupant en cours de création (et à son ménage) le *nombre de véhicules du ménage* de cet individu.

Cette méthode n'a pas été retenue pour trois raisons. Tout d'abord, la manière dont est déterminée la localisation dans l'EET est plutôt grossière et semble mal adaptée pour caractériser l'accès à la voiture particulière. Les communes y sont distinguées en deux catégories selon qu'elles comptent plus ou moins de 20 000 habitants. Or, il paraît a priori plus pertinent de séparer, d'une part, les sites ruraux isolés de l'ensemble des autres sites et, d'autre part, les centres villes et les périphéries, et ce, quelle que soit la taille de la commune. L'emploi de la localisation au sens de l'EET 1999 engendre donc un risque de ne pas rendre compte de la variabilité liée à l'emplacement géographique du site.

Un deuxième inconvénient de cette méthode provient du fait que l'EET ne décrit que les individus et non les ménages. Des caractéristiques du ménage auquel il appartient sont bien renseignées pour chaque individu (type de ménage, revenu, etc.), cependant, le statut d'emploi des autres membres du ménage est inaccessible. Or, le nombre d'actifs du ménage par exemple influence fortement le nombre de véhicules du ménage.

Ainsi, la détermination du nombre de véhicules directement à partir de la liste des individus de l'EET 1999 ne permettrait pas de prendre correctement en compte l'influence du site et de la composition du ménage. Or, et c'est la troisième raison pour laquelle cette méthode n'a pas été retenue, nous souhaitons avoir une bonne capacité prédictive du modèle d'équipement en véhicules motorisés dans la perspective d'un couplage du modèle de bâtiment avec un modèle de transport des particuliers. Ce couplage s'effectuerait au sein de l'outil *NovaEquer* dédié à l'évaluation des impacts environnementaux des bâtiments et des quartiers par Analyse de Cycle de Vie (Polster, 1995 ; Herfray, 2011 ; Peuportier, 2008 ; Popovici, 2005 ; Roux, 2013 ; Vorger, 2011). Cet outil reprend les besoins énergétiques des bâtiments (chauffage, refroidissement et électricité spécifique) calculés par le logiciel *Pleiades+COMFIE* avec lequel il est couplé. Il intègre également d'autres aspects lors de la phase d'utilisation du bâtiment, notamment les déplacements quotidiens des habitants, mais ceux-ci sont actuellement modélisés de manière très simplifiée (valeurs par défauts pour les distances et choix de l'utilisateur concernant le mode de transport). Une collaboration avec

des chercheurs du Laboratoire Ville Mobilité Transport (LVMT) de l'Ecole des Ponts ParisTech¹³¹ permet d'envisager le développement dans l'outil d'ACV de modèles de déplacements ayant une précision bien supérieure. Dans le cadre de cette collaboration, le modèle d'équipement des ménages en véhicules décrit par la suite a été réalisé par Nicolas Coulombel du LVMT.

Le modèle a été calibré sur des données de l'Enquête Transport Ménage 2010 qui compte 20 178 observations. Le nombre de cas pour lesquels la personne de référence appartient à la première tranche d'âge (moins de 18 ans) est trop faible pour que les coefficients du modèle soient significatifs sur ce paramètre. Ils ont donc été exclus lors de la réalisation du modèle et nous supposons que tout ménage dont la personne de référence a moins de 18 ans ne possède pas de véhicule (éventualité qui ne se produit à l'issue du processus de génération des ménages que si l'utilisateur a renseigné explicitement un âge inférieur à 18 ans pour la personne de référence).

Le modèle d'équipement des ménages en véhicules motorisés est de type logit multinomial à trois niveaux de réponses ordonnés, conformément à la variable « vehicle » de l'EET : pas de véhicule (1), un véhicule (2), deux véhicules ou plus (3). Les variables explicatives sont regroupées dans le Tableau 26 (le nombre de classes est le nombre de valeurs que peut prendre la variable catégorielle) :

Tableau 26 : Variables explicatives du modèle d'équipement des ménages en véhicules motorisés

Variable explicative	Nom de la variable	Type de variable	Nombre de classes	Nombre de paramètres
Age de la personne de référence du ménage	TrancheAge	Catégorielle	4	4
Sexe de la personne de référence du ménage	SEXEPR	Catégorielle	2	2
Type de ménage	Hh Type	Catégorielle	4	4
Revenu du ménage	TrancheRevenu	Catégorielle	4	4
Nombre d'actifs du ménage	NACTIFS	Numérique	-	1
Type de logement = maison	Maison	Indicatrice	-	1
Localisation = rural	Rural	Indicatrice	-	1

La modalité de référence du modèle¹³² correspond au cas suivant, jugé le plus certain : un véhicule (2^{ème} niveau de réponse), TrancheAge = 3 (28-39 ans), SEXEPR = 1 (homme), Hh Type = 2 (couple seul), TrancheRevenu = 3 (1900-4000 €/mois). Cela signifie qu'un ménage répondant à ces caractéristiques aura systématiquement un véhicule.

¹³¹ Cette collaboration s'effectue au sein de la chaire « Eco-Conception des ensembles bâtis et des infrastructures » qui est un partenariat entre l'entreprise Vinci et 3 écoles de ParisTech : MINES ParisTech, l'École des Ponts ParisTech et AgroParisTech. Elle a pour vocation de « créer des outils de mesure et de simulation qui intègrent toutes les dimensions de l'éco-conception et deviennent de vrais instruments d'aide à la décision pour les acteurs de la ville (concepteurs, constructeurs et utilisateurs). »

Site du Laboratoire Ville Mobilité Transport (LVMT) : <http://www.lvmt.fr/?lang=fr>

Site de la chaire : <http://www.chaire-eco-conception.org/fr/folders/1-presentation-de-la-chaire>

¹³² Dans le modèle logit multinomial consacré aux activités dans les logements (cf. § 3.4.1), les variables explicatives catégorielles étaient toutes transformées en autant de variables indicatrices que de catégories. Il n'y avait donc pas de modalité de référence.

La régression logistique permet d'estimer les coefficients α et β de l'équation généralisée :

$$\log\left(\frac{p_i}{p_2}\right) = \alpha_i + \beta_{i,n} \cdot X_n, i \in \{1,2,3\} \quad (3.10)$$

où i est le nombre de modalités de la réponse (2 étant la réponse de référence) et X le vecteur des n paramètres. Par construction, les coefficients α_2 et $\beta_{2,n}$ sont nuls, le deuxième niveau de réponse, c'est à dire « une voiture » étant la modalité de référence.

Les coefficients de régression obtenus par maximisation de la vraisemblance sont donnés dans le Tableau 27 (valeur estimée) avec leur erreur-type. Deux estimations, repérées en rouge dans le Tableau 27, ont une p-value élevée (dernière colonne du tableau) indiquant que l'hypothèse d'une absence d'influence des paramètres ne peut pas être rejetée sans un risque d'erreur élevé. La solution retenue consiste à fixer à 0 les coefficients correspondants¹³³.

Suivant notre exemple, la personne de référence est un homme (SEXEP = 1) vivant en couple seul (Hh Type = 2). Le ménage compte deux actifs (NACTIFS = 2), il appartient à la deuxième tranche d'âge et à la deuxième tranche de revenu et vit dans un appartement (Maison = 0) dans une commune de plus de 20 000 habitants (Rural = 0).

La probabilité qu'il ne possède pas de véhicule (1) est liée à la probabilité qu'il possède un véhicule (2) par la relation suivante, d'après l'équation (3.12) :

$$\log\left(\frac{p_1}{p_2}\right) = -1,6925 - 0,3465 \times 2 + 0,7126 = -1,6729$$

La probabilité qu'il possède deux véhicules (3) est liée à la probabilité qu'il possède un véhicule (2) par la relation:

$$\log\left(\frac{p_3}{p_2}\right) = -1,5667 + 0,4917 \times 2 - 0,8937 = -1,477$$

La probabilité de chaque réponse i est donnée par l'équation :

$$p_i = \frac{\exp(\alpha_i + \beta_{i,n} \cdot X_n)}{\sum_{j=1}^3 \exp(\alpha_j + \beta_{j,n} \cdot X_n)}, i \in \{1,2,3\} \quad (3.11)$$

Les coefficients α_2 et $\beta_{2,n}$ étant nuls (par construction), $\exp(\alpha_2 + \beta_{2,n} \cdot X_n) = 1$.

Pour l'exemple considéré :

$$p_1 = \frac{\exp(-1,6729)}{1 + \exp(-1,6729) + \exp(-1,477)} = 0,13$$

$$p_3 = \frac{\exp(-1,477)}{1 + \exp(-1,6729) + \exp(-1,477)} = 0,16$$

$$p_2 = 1 - p_1 - p_3 = 0,71$$

¹³³ Cela signifie que la probabilité d'avoir zéro véhicule est identique pour la deuxième et la troisième tranche d'âge ainsi que pour la troisième et la quatrième tranche de revenu.

Le ménage pris à titre d'exemple a 13 % de chances de n'avoir aucun véhicule 16 % de chances d'en avoir deux et 71 % de chance d'en avoir un. Supposons qu'à l'issue du tirage il possède un véhicule.

Tableau 27 : Analyse des estimations de la vraisemblance maximum pour les paramètres du modèle d'équipement des ménages en véhicules motorisés

Paramètre		NbVehicules	DDL	Valeur estimée	Erreur type	Pr > Khi-2
Intercept		0 vehicule	1	-1,6925	0,1097	<,0001
Intercept		2 vehicules ou +	1	-1,5676	0,0836	<,0001
TrancheAge	2	0 vehicule	1	0,1174 -> 0	0,0932	0,2076
TrancheAge	2	2 vehicules ou +	1	0,401	0,0985	<,0001
TrancheAge	4	0 vehicule	1	-0,2001	0,0707	0,0047
TrancheAge	4	2 vehicules ou +	1	0,226	0,0516	<,0001
TrancheAge	5	0 vehicule	1	0,3288	0,0858	0,0001
TrancheAge	5	2 vehicules ou +	1	0,2556	0,0731	0,0005
SEXEP	2	0 vehicule	1	0,4045	0,0506	<,0001
SEXEP	2	2 vehicules ou +	1	-0,1476	0,0459	0,0013
HhType	1	0 vehicule	1	1,1241	0,0706	<,0001
HhType	1	2 vehicules ou +	1	-2,1946	0,0873	<,0001
HhType	3	0 vehicule	1	0,6042	0,0985	<,0001
HhType	3	2 vehicules ou +	1	0,2863	0,0503	<,0001
HhType	4	0 vehicule	1	0,8929	0,0938	<,0001
HhType	4	2 vehicules ou +	1	-0,5747	0,0699	<,0001
TrancheRevenu	1	0 vehicule	1	1,2582	0,075	<,0001
TrancheRevenu	1	2 vehicules ou +	1	-0,1297	0,068	0,0564
TrancheRevenu	2	0 vehicule	1	0,7126	0,0596	<,0001
TrancheRevenu	2	2 vehicules ou +	1	-0,8937	0,0509	<,0001
TrancheRevenu	4	0 vehicule	1	-0,00408 -> 0	0,1137	0,9714
TrancheRevenu	4	2 vehicules ou +	1	0,4621	0,0516	<,0001
NACTIFS		0 vehicule	1	-0,3465	0,0516	<,0001
NACTIFS		2 vehicules ou +	1	0,4917	0,0328	<,0001
Maison		0 vehicule	1	-1,2983	0,0511	<,0001
Maison		2 vehicules ou +	1	1,4372	0,0466	<,0001
Rural		0 vehicule	1	-0,1744	0,0782	0,0257
Rural		2 vehicules ou +	1	0,1411	0,0556	0,0112

Ces résultats sont intuitivement satisfaisants comme le sont les tendances générales du modèle. Par exemple, le nombre de véhicules est moindre auprès des ménages les plus jeunes et les plus vieux, il est supérieur lorsque la personne de référence est un homme et il augmente avec le nombre d'actifs du ménage et avec son revenu. La variable « Rural » est assez peu influente même si les résultats indiquent un nombre de voitures par ménage légèrement plus élevé dans les communes de moins de 20 000 habitants. Comme cela était évoqué précédemment, cette distinction géographique n'est pas la plus pertinente pour analyser l'accès à un véhicule privé. En revanche, la variable sur le type de logement (Maison) est plus significative, ce qui signifie que son introduction permet

certainement de saisir une plus grande quantité d'information que la variable « Rural » quant à la géographie du site, sa densité ou son infrastructure de transports en communs. Pour une analyse plus précise des effets de chaque variable, les rapports de cotes sont fournis en annexe 3.

Le modèle a été implémenté dans le module « Occupation » couplé au logiciel *COMFIE*. Il permet de renseigner une des entrées du modèle de présence et d'activités des occupants de logements et constitue également une possible brique d'un modèle plus complet de mobilité des habitants intégré dans un outil d'évaluation des impacts environnementaux à l'échelle du quartier.

3.7 Localisation des habitants à l'intérieur du logement

3.7.1 Association des occupants et des zones d'un logement

Toutes les zones rattachées à un logement sont associées par l'utilisateur à une ou plusieurs des fonctions suivantes¹³⁴ (cf. § 3.6.2) :

- *séjour/ pièce principale* ;
- *chambre principale* ;
- *cuisine* ;
- *salle de bain principale* ;
- *2^{ème} chambre* ;
- *3^{ème} chambre* ;
- *autre chambre** ;
- *autre pièce à vivre** ;
- *bureau** ;
- *2^{ème} salle de bain* ;
- *autre salle de bain** ;
- *cellier** ;
- *circulation** ;
- *buanderie** ;
- *autre** ;
- *T1 à T5* (incluant l'ensemble des fonctions comprises dans ces types de logements afin d'accélérer la saisie lorsqu'une zone englobe un logement complet).

Remarque: si l'utilisateur ne sait pas comment hiérarchiser les chambres, il peut ne saisir que des « autres chambres » auquel cas la chambre principale est tirée au sort parmi toutes les chambres du logement (idem pour les salles de bain).

A partir de ces renseignements, chacun des membres du ménage qui vient d'être généré se voit allouer cinq zones à l'intérieur desquelles il sera amené à évoluer: « cuisine », « chambre », « pièce à vivre », « salle de bain » et « bureau ». Ceci est réalisé suivant les règles suivantes, fixées a priori.

La personne de référence et son éventuel conjoint utilisent la chambre, la salle de bain et la pièce à vivre principales. Les autres occupants sont distribués sur les chambres restantes tant qu'elles ne sont pas toutes attribuées. Si le nombre de chambres est insuffisant, plusieurs personnes

¹³⁴ Celles qui sont marquées d'un astérisque peuvent être attribuées plusieurs fois par logement.

(notamment les enfants) occupent les mêmes chambres. Si des occupants majeurs n'ont pas de chambre disponible, une zone de type « autre pièce à vivre » ou la pièce à vivre principale peuvent être désignées par l'algorithme comme étant leur chambre.

Il y a au plus une cuisine par logement qui est, par conséquent, la cuisine de tous les membres du ménage.

Le membre défini après la personne de référence et son éventuel conjoint est affecté à la deuxième salle de bain (s'il y en a une) puis les suivants aux autres salles de bains, etc. Lorsqu'il n'y a plus de salle de bain inutilisée, les occupants sont affectés à celles qui sont déjà utilisées de manière aléatoire.

S'il y a plusieurs pièces à vivre dans le logement, les occupants autres que l'occupant de référence et son éventuel conjoint sont affectés de manière aléatoire à l'une d'elles (dont le séjour/pièce principale).

Les bureaux disponibles sont alloués prioritairement à la personne de référence puis à son conjoint. Lorsqu'il n'y a plus de bureau disponible, la zone de bureau d'un occupant correspond à sa chambre, sauf si le ménage ne compte qu'un ou deux membres auquel cas la zone de bureau des occupants est la pièce principale.

3.7.2 Association des activités des occupants avec leurs zones de rattachement

Chaque occupant est désormais associé à cinq espaces au sein desquels il évolue dans le logement. A partir de son scénario d'occupation, il est possible de le localiser à l'intérieur du logement grâce à des règles associant les activités à ces cinq espaces. Ces règles sont regroupées dans le Tableau 28. Lorsque le total des probabilités pour une activité n'atteint pas 100 %, cela signifie que les pourcentages restants correspondent à l'extérieur du logement. Il n'y a pas de gestion des conflits d'usage. Ainsi un habitant peut recevoir des amis dans le séjour en même temps qu'un autre s'y trouve pour lire... Les interactions entre habitants constituent une perspective d'évolution du modèle.

Tableau 28 : Probabilité d'hébergement des activités par les différentes zones

Activité	Pièce à vivre	Cuisine	Chambre	Bureau	Salle de bain
1-travail rémunéré	-	-	-	100 %	-
2-travail à domicile	30 %	-	-	70 %	-
3-cuisine, vaisselle	-	100 %	-	-	-
4-ménage	25 %	25 %	15 %	10 %	25 %
5-bricolage	25 %	-	-	25 %	-
6-jardinage	25 %	-	-	-	-
7-garde d'enfants	75 %	-	25 %	-	-
8-habillage, douche, toilette	-	-	60%	-	40 %
9-repas*	50 %	50 %	-	-	-
10-sommeil	-	-	100 %	-	-
11-activités civiques/religieuses	50 %	-	25 %	25 %	-
12-fête, soirée	100 %	-	-	-	-
13-écouter de la musique	50 %	-	50 %	-	-
14-regarder la télévision	75 %	-	25 %	-	-
15-étude, devoirs scolaires**	-	-	-	100 %	-
16-lecture	25 %	-	50 %	25 %	-
17-relaxation	25 %	-	75 %	-	-
18-réception d'amis	100 %	-	-	-	-
19-autres loisirs	50 %	-	50 %	-	-
20-autres	25 %	25 %	25 %	-	25 %

* Le petit déjeuner (repas avant 11h du matin) est toujours pris dans la cuisine.

** En pratique peu d'enfants ont un bureau attitré donc la zone marquée comme étant leur bureau correspond à leur chambre ou à la pièce principale (cf. § 3.7.1).

Les apports métaboliques intégrés au modèle varient suivant l'âge des individus et leur activité. Quatre cas ont été distingués (Tableau 29). Le niveau de précision pourrait être augmenté étant données les informations disponibles sur les caractéristiques des individus et les activités. Pour ce faire, il existe un compendium qui recense plusieurs centaines d'activités avec leurs taux de métabolisme (Ainsworth et al., 2000). Cependant, on constate que les activités réalisées à l'intérieur des logements correspondent à des taux relativement stables (en dehors du sommeil).

Tableau 29 : Dégagement de chaleur sensible lié au métabolisme des habitants

	Sommeil	Eveil
> 10 ans	80 W	100 W
≤ 10 ans	50 W	70 W

3.7.3 Schéma algorithmique de l'ensemble du modèle d'occupation des logements

La Figure 85 présente le schéma de l'ensemble de l'algorithme conduisant, à partir de la saisie de l'utilisateur, à la localisation des occupants et de leurs activités à l'intérieur du logement. Le

modèle de génération des profils de présence et d'activité avait été détaillé sur la Figure 66. Il est désormais totalement intégré (en violet sur la Figure 85) dans un ensemble qui ne requiert qu'un minimum d'informations de la part de l'utilisateur et qui lui fournit directement, à chaque simulation, des individus cohérents avec leur logement.

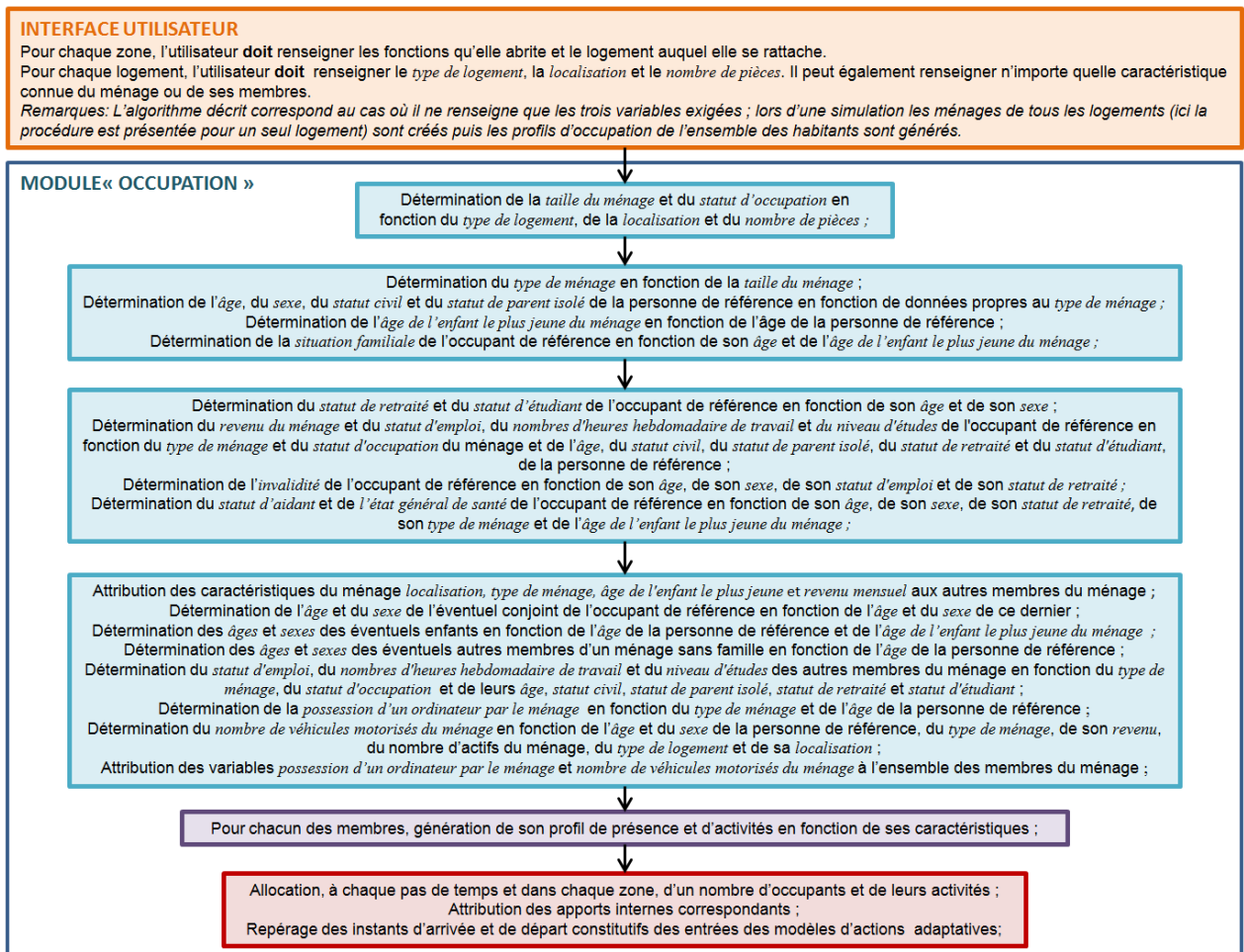


Figure 85 : Schéma algorithmique de l'ensemble du modèle d'occupation des logements

Sur l'exemple considéré tout au long de cette section, les seules informations requises étaient le type de logement (appartement) et le nombre de pièces (trois). Le modèle complet a généré des scénarios d'activités complets pour deux individus vivant en couple. Pour achever cet exemple, nous donnons un scénario de la première journée (lundi) généré par le modèle pour l'occupant de référence de ce ménage sur une simulation (Figure 86). En l'occurrence, l'individu se douche ou fait sa toilette de 0h00 à 0h10 puis dort jusqu'à 8h40. Il déjeune ensuite (longuement) jusqu'à 10h00 puis s'absente pour ne revenir qu'à 21h00. Il dîne jusqu'à 22h20, s'absente 10 minutes puis revient, prend une douche ou fait sa toilette avant de se coucher à minuit (l'activité non représentée après minuit le mardi matin est l'activité « sommeil »).

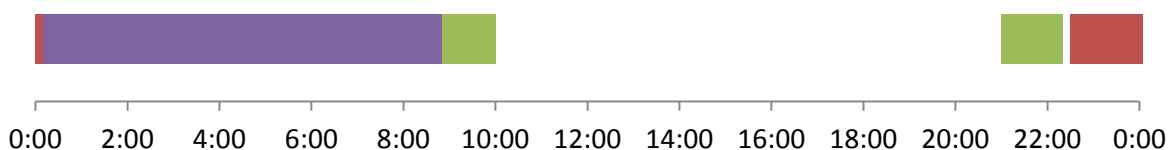


Figure 86 : Exemple de scénario d'activités journalier généré par le modèle pour l'occupant de référence de l'exemple (lundi)

Ce scénario n'est qu'un exemple. Selon toute vraisemblance deux simulations successive du même individu ne reproduiront jamais deux scénarios identiques. Pour notre individu, le scénario journalier moyen (semaine et week-end agrégés), obtenu après 10 000 simulation est représenté à la Figure 87. Par rapport à l'ensemble des individus employés à plein temps de l'ETT (Figure 70, page 143), on observe qualitativement que celui-ci tend à se lever plus tard, à s'absenter moins le matin et plus l'après-midi, qu'il consacre plus de temps à l'activité « habillage, douche, toilette » et aux repas mais moins à cuisiner, etc.

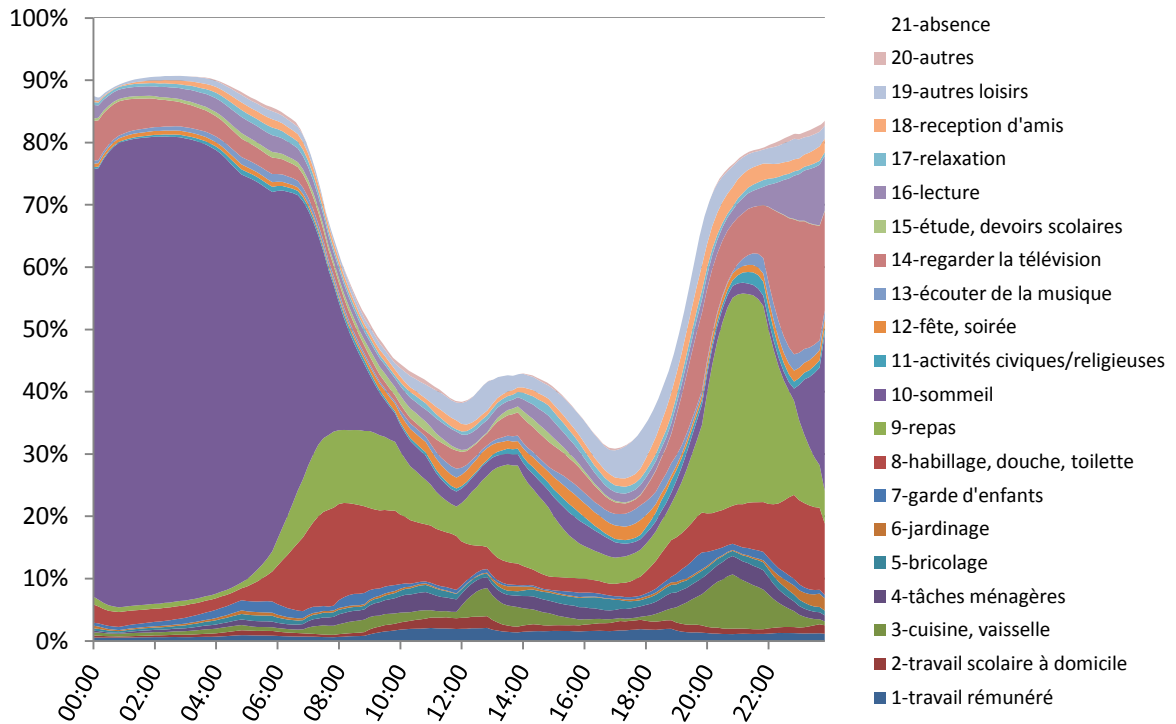


Figure 87 : Profil d'activités journalier moyen pour l'individu considéré dans l'exemple

Discussion et conclusion du chapitre

Discussion

Plusieurs limites du modèle de présence et d'activités peuvent être relevées. Tout d'abord, les scénarios sont générés indépendamment pour chaque individu alors qu'il serait plus réaliste de les synchroniser entre membres d'un même ménage. Il est en effet probable qu'ils quittent souvent leur logement ou y rentrent en même temps, de même qu'il est probable qu'ils prennent leur repas ensemble par exemple. L'algorithme pourrait être complété en ce sens sur la base d'hypothèses de manière à contraindre les occupants d'un ménage à se synchroniser avec la personne de référence. Par l'intégration de règles d'interactions entre occupants, le modèle prendrait une teinte « orienté agent ». On peut imaginer par exemple que tous les occupants présents quand l'occupant de référence commence à manger, interrompent leur activité en cours pour se joindre à lui. Il faudrait alors compter les occurrences de l'activité « repas » au cours d'une journée pour éviter qu'un individu ne prenne plusieurs repas consécutifs. Le modèle étant déjà complexe et volumineux, nous nous en tenons à la version proposée par Wilke et al. Une attention plus marquée à ce problème de synchronisation sera portée lors de la modélisation des usages électriques (chapitre 5).

Le nombre d'activités prédites est élevé et en partie superflu pour l'application à la simulation thermique dynamique. Il a été conservé tel quel parce que le calibrage d'un modèle comprenant un nombre réduit d'activités suivant la méthode employée par Wilke et al. aurait nécessité de repartir de zéro ou presque. Il nous semblait plus judicieux de capitaliser les développements déjà effectués et d'intégrer ce modèle en l'état dans un outil de STD. Le niveau détaillé des activités reste utile pour positionner les occupants dans le logement et modéliser l'utilisation d'appareils électriques et les puisages d'eau chaude et froide.

Le modèle de présence et d'activités prend en compte un nombre important de caractéristiques sociodémographiques. En même temps, de part sa nature stochastique, il génère des scénarios différents entre individus ayant des caractéristiques identiques. Il serait intéressant d'évaluer la part de la diversité respectivement liée aux caractéristiques et à la nature stochastique. Les méthodes d'appariement optimal et de classement par hiérarchisation pourraient être employées en ce sens. Il s'agirait de :

- produire des scénarios pour des individus ayant pour certains des caractéristiques identiques, par exemple 50 jeux de caractéristiques et 100 individus par jeu soit 5 000 scénarios ;
- observer si les regroupements, effectués par appariement puis classification hiérarchique, rassemblent essentiellement les individus ayant des caractéristiques identiques.

Les conclusions devraient être tempérées du fait que toutes les caractéristiques n'ont pas une influence d'ampleur identique et que les effets des corrélations ne seraient pas identifiés. Quoi qu'il en soit, la méthode devrait permettre de juger si, dans l'ensemble, la diversité liée aux caractéristiques est « écrasée » ou non par la diversité intrinsèquement produite par le processus stochastique.

Les données utilisées pour la construction du modèle comportent des défauts qui ont été abordés à plusieurs reprises. Ainsi, le modèle reproduit certains biais de l'EET comme la discontinuité à minuit. Des données plus nombreuses et collectées avec un soin particulier vis-à-vis des sources d'erreurs constatées permettraient d'améliorer sensiblement la qualité du modèle.

Les vacances et les arrêts maladie n'ont pas été intégrés au modèle et figurent pour l'instant parmi les perspectives d'amélioration de celui-ci. En effet, si dans les bureaux une période de vacance ou d'arrêt est synonyme d'absence, la problématique est plus complexe dans le cas des logements. Une journée de vacance d'un habitant est-elle assimilable à un samedi, à un dimanche, à une absence totale ou à l'une ou l'autre de ces possibilités suivant des proportions à définir ? D'autre part, en période de vacances, une famille peut quitter son logement ou y rester mais elle peut également recevoir des visiteurs. Ainsi, des données supplémentaires sont nécessaires à la réalisation d'un modèle sur ce thème. De plus, les résultats de l'enquête contiennent certainement déjà des informations sur ce sujet. Il est en effet probable que plusieurs personnes interrogées aient décrit une journée de vacances ou d'arrêt maladie. En ce cas, une modélisation supplémentaire de ces phénomènes serait en partie redondante.

Le processus de génération des ménages produit des résultats cohérents d'après nos observations mais il nécessiterait une validation statistique rigoureuse. Il faudrait, par exemple, comparer des séries de ménages générés avec une base de données comprenant des informations sur les ménages (et pas uniquement les individus) ainsi que sur leur logement. Par ailleurs, les statistiques utilisées dans le modèle sont récentes mais il est figé en l'état. L'introduction de paramètres dynamiques pourrait permettre de saisir des évolutions temporelles dans la composition des ménages, par exemple l'augmentation des ménages composés d'une personne seule (+ 11 % en 35 ans d'après l'Insee).

L'attribution des pièces d'un logement à ses occupants puis la localisation de ceux-ci à partir de leur activité en cours repose uniquement sur des hypothèses pragmatiques. Des résultats d'enquêtes pourraient permettre d'en savoir plus sur la manière dont sont répartis les membres d'un ménage entre les différentes chambres disponibles, ou sur les pièces dans lesquelles ils préfèrent prendre leur repas, regarder la télévision, etc.

En cas d'application du modèle à des bâtiments comprenant un grand nombre de logements, le fait d'imposer une zone thermique au minimum par logement entraîne une augmentation des temps de saisie et des temps de calculs. L'interface est conçue de manière à optimiser les premiers : les caractéristiques du bâtiment sont attribuées directement à tous les logements ; il est possible de ne saisir qu'une fois les caractéristiques de logements identiques grâce à l'utilisation de types T1, T2, T3, etc. Les caractéristiques des ménages sont supposées non connues par défaut. S'il n'est saisi qu'une zone par logement, la localisation des occupants pièce par pièce est sans effet, toutes les activités et les apports internes associés sont rattachés à l'unique zone du logement. La procédure de localisation pourrait être bi-passée mais elle est insignifiante en termes de temps de calculs.

L'augmentation du temps de calcul par rapport à l'utilisation de scénarios déterministes est tout à fait négligeable. Les processus de Markov sont peu coûteux étant donnée la rapidité de la fonction de génération de nombres pseudo-aléatoires. Dans un logement collectif comprenant 16 logements, la création des habitants et la génération de leurs scénarios d'activités sur une année (52 semaines identiques) prend moins d'une seconde sur un PC ayant une capacité de 8,00 GO de mémoire vive et équipé d'un processeur Intel(R) Core(TM) i7-3520M de fréquence 2,90 GHz. La simulation annuelle de ce bâtiment avec le logiciel *COMFIE* dure 65 secondes.

Conclusion du chapitre

Le modèle décrit dans ce chapitre est implémenté dans le module « Occupation » couplé au logiciel de STD. Il permet, à partir d'une quantité minimale d'informations fournies par l'utilisateur, de générer rapidement des habitants dans les logements ainsi que leurs scénarios d'occupation (présence et activités). Ces informations sont ensuite utilisées pour attribuer des apports métaboliques aux différentes zones du projet à chaque pas de temps. Elles servent aussi d'entrées aux modèles présentés dans les chapitres suivants (chapitres 4 et 5), qui traitent des actions adaptatives (gestion des fenêtres, des stores, de l'éclairage artificiel et des consignes de température), des usages électriques et des puisages d'eau.

L'état de l'art nous a conduit à sélectionner un modèle stochastique détaillé développé par Wilke et al. (2013) pour sa fiabilité et sa prise en compte des caractéristiques sociodémographiques des habitants sans préjugé sur leur influence. Il génère pour chaque occupant, avec une résolution de dix minutes, des profils hebdomadaires composés de vingt-et-un états possibles : « absence » et vingt activités à l'intérieur du logement. Il se décompose en deux étapes : un processus de Markov établit le profil de présence, puis, à l'intérieur des périodes de présence, un modèle logit multinomial choisit une activité dont la durée est déterminée en fonction de sa distribution. Les probabilités et les distributions de durées dépendent du pas de temps, du jour de la semaine et des caractéristiques sociodémographiques des individus. Initialement programmé sur le logiciel *Matlab*, ce modèle a été entièrement codé dans un paradigme de langage objet (langage Delphi) à l'intérieur d'un composant informatique qui communique avec le logiciel de STD. Des modifications ont été apportées, notamment un traitement distinct des jours et des caractéristiques des individus, permettant de simuler des semaines complètes, alors que le modèle initial génère des scénarios sur 24 h. Un scénario d'une semaine est généré pour chaque occupant, puis reproduit à l'identique pour l'ensemble de l'année (52 semaines).

L'utilisation de ce modèle « à l'état brut » n'est pas envisageable, tant dans le cadre d'un outil d'aide à la décision ouvert à un large panel d'utilisateurs professionnels, que dans le cadre académique d'analyses de sensibilité et d'incertitudes. Il est en effet nécessaire de fournir, en entrée de chaque simulation, le nombre d'habitants du logement et pour chacun d'eux, un ensemble de 21 caractéristiques. Un modèle de peuplement des logements a donc été développé. Il permet qu'un même logement soit habité par N ménages différents lors de la réalisation de N simulations successives. La méthode employée pour peupler un logement s'efforce de faire appel autant que possible à ses propriétés. Les caractéristiques, fortement inter-corrélées, sont déterminées séquentiellement, chaque étape faisant appel aux informations acquises lors des étapes précédentes. L'ensemble de la procédure fait appel à de nombreuses statistiques nationales, issues notamment du recensement de la population. Au final le modèle requiert, a minima, le renseignement du type de logement, de sa localisation et de son nombre de pièces, pour générer un ménage complet suivant un processus stochastique. Ainsi encapsulé, le modèle de génération des scénarios d'occupation se trouve alimenté en occupants divers et cohérents avec la population française (métropolitaine).

Toutes les zones d'un logement sont associées à une ou plusieurs fonctions. Grâce aux liens établis entre types d'activités et fonctions des zones, le modèle est en mesure de localiser les occupants à partir de leur activité. Connaissant les scénarios d'activités de tous les occupants du ménage, il renseigne alors directement, pour chaque zone du logement, quels occupants sont

présents à chaque pas de temps et quelles activités ils effectuent. Ces informations permettent d'attribuer les apports métaboliques correspondants, elles sont également essentielles pour simuler les usages des appareils électriques (chapitre 5). De plus, les instants correspondants à des arrivées ou à des départs pour chaque zone sont connus, ce qui permet d'utiliser des modèles détaillés pour la gestion des fenêtres, des stores, de l'éclairage artificiel et des consignes de chauffage (chapitre 4). Les caractéristiques du ménage et de ses membres influencent également l'équipement des logements en appareils électriques (chapitre 5).

L'ensemble des variables qui caractérisent le logement et ses occupants peut être intégré aux analyses de sensibilité. Ainsi, l'influence de ces paramètres sur les consommations énergétiques des logements pourra être quantifiée à travers le modèle.

Chapitre 4 : Modélisation des actions adaptatives des occupants

Résumé du chapitre:

Deux bâtiments servant de cas d'études pour les modèles sont tout d'abord présentés : une maison passive expérimentale de 89 m² située à Chambéry (section 4.1) et un bâtiment de bureaux à énergie positive de 400 m², actuellement en construction à proximité de Montpellier (section 4.2).

Les premières actions modélisées sont les ouvertures et fermetures de fenêtres, dans les habitations et dans les bâtiments de bureaux (section 4.3). L'état de l'art nous conduit à sélectionner un modèle de Markov dont les probabilités de transitions sont calculées par un modèle logit en fonction de l'état de présence (arrivée, intermédiaire, départ) et des températures intérieures et extérieures (Haldi et Robinson, 2009). Un certain nombre d'adaptations sont proposées et évaluées pour le couplage de ce modèle avec le logiciel de STD d'une part (calcul des débits d'air) et les modèles de présence développés aux chapitres précédents d'autre part. Les études de cas font apparaître certaines lacunes du modèle. Malgré l'introduction de catégories d'individus actifs et passifs, la diversité avec laquelle les habitants gèrent les ouvertures en période de chauffe est insuffisamment prise en compte. L'application au bâtiment de bureaux fait apparaître des durées d'ouverture anormalement longues, attribuées à des spécificités des comportements dans le bâtiment ayant servi au calibrage du modèle. Les deux phénomènes sont discutés et des pistes d'amélioration sont proposées dans le cas des bâtiments résidentiels et tertiaires. De manière générale, la question de la généralisation des modèles appelle des travaux complémentaires, notamment la collecte de nouvelles données.

La section 4.4 porte sur la gestion des protections solaires dans les bâtiments de bureaux. Un modèle stochastique est identifié dans la littérature. Les probabilités de lever et d'abaisser les stores sont calculées par des modèles logit en fonction de la présence, de l'éclairement intérieur sur le plan de travail, du rayonnement extérieur global et de la position initiale du store (Haldi et Robinson, 2010). Plusieurs adaptations sont proposées en vue notamment de maîtriser les temps de calculs des éclairagements intérieurs.

L'utilisation de l'éclairage artificiel, fortement liée à la gestion des occultations, est modélisée dans la section suivante (4.5). A l'issue de l'état de l'art, le modèle développé par Reinhart (2004) est sélectionné et couplé au modèle de gestion des occultations. Les probabilités d'allumage dépendent de la présence (arrivée ou intermédiaire) et du niveau d'éclairement sur le plan de travail, tandis que les extinctions ne s'effectuent qu'au départ des occupants en fonction de la durée prévue de l'absence. Le modèle est complété par une procédure de détermination stochastique de la puissance d'éclairage installée, pour le cas où celle-ci n'est pas connue (modélisation de parcs de bâtiments notamment). Les données de calibrage proviennent d'une campagne d'inventaire et de mesures dans 50 bâtiments de bureaux (Enertech, 2004). Les résultats de cette campagne sont utilisés pour vérifier le bon comportement de l'ensemble incluant les modèles de présence (chapitre 2), de gestion des protections solaires et de gestion de l'éclairage artificiel.

Enfin, un modèle original de contrôle des températures de consigne dans les logements est proposé (section 4.6). Il se base sur des mesures dans des logements performants et sur des données quantitatives et qualitatives de la littérature. Les consignes initiales sont fixées suivant un processus probabiliste en fonction des caractéristiques sociodémographiques des ménages et des types de pièces. La gestion des réduits dépend des scénarios d'activités générés par le modèle présenté au chapitre 3.

4.1 Présentation de la maison passive I-BB

La maison I-BB (INCAS - Béton Banché) est l'une des trois maisons expérimentales¹³⁵ construite au sein de la plateforme INCAS de l'INES (Institut National de l'Energie Solaire) à Chambéry en France (Figure 88). La première partie de cette section en décrit les principales caractéristiques et la seconde partie présente les hypothèses retenues pour sa modélisation. La présentation reprend de nombreux éléments de la thèse de Munaretto (2014). Pour plus de détails sur la maison I-BB, il est conseillé au lecteur de s'y rapporter. Une visite virtuelle des maisons est également proposée sur le site internet de l'INES¹³⁶.



Figure 88 : (a) Vue de la plateforme INCAS de l'INES, I-BB (à gauche), I-DM (au milieu) et I-OB à droite ; (b) Vue aérienne de la façade sud de la maison I-BB (premier plan) et des cellules PASSIS de l'INES (au second plan).
Source (Munaretto, 2014), crédit photo P. Riffard (CEA)

4.1.1 Description de la maison I-BB

4.1.1.1 Description générale

La plateforme INCAS est dédiée à l'étude de maisons destinées à produire plus d'énergie primaire¹³⁷ qu'elles n'en consomment globalement sur une année. Cet objectif est atteint par l'effet

¹³⁵ Les deux autres ont respectivement des parois extérieures en double mur blocs béton (I-DM) et en ossature bois (I-OB).

¹³⁶ <http://www.ines-solaire.org/france/DT1310485609/visiteinteractive/INCAS.html>

¹³⁷ Energie primaire : Energie disponible dans l'environnement directement exploitable. Par exemple, l'énergie primaire d'une ressource énergétique fossile brute correspond à son pouvoir calorifique inférieur (PCI). La quantité d'énergie finale disponible est égale à la quantité d'énergie primaire prélevée dans l'environnement multipliée par les rendements des phases d'extraction, de transformation(s), et de transport. L'électricité étant produite par transformation d'une énergie thermique avec un rendement avoisinant 30 %, son coût en énergie primaire est environ 3 fois supérieur à celui des énergies fossiles utilisées comme combustibles.

cumulé d'une performance thermique de niveau « bâtiment passif¹³⁸ » et d'une production d'énergie renouvelable, assurée dans le cas présent par 43 m² de panneaux solaires photovoltaïques en toiture et des panneaux solaires thermiques intégrés sur le garde corps du balcon orienté au sud. Afin de limiter les déperditions, la maison présente une architecture compacte. La simplicité des formes et l'utilisation de matériaux conventionnels vise à contenir la hausse du coût financier liée au surplus de matériaux isolants et aux spécificités de la mise en œuvre (p.ex. vis-à-vis des ponts thermiques et de l'étanchéité). La maison est érigée sur un vide sanitaire de 80 cm de haut et elle est couverte par des combles perdus. Elle comprend une pièce principale (séjour - cuisine), un cellier, un hall d'entrée et des toilettes au rez-de-chaussée ainsi que trois chambres, une salle de bain et des toilettes à l'étage pour une surface habitable totale de 89 m². Son orientation est décalée de 15° dans le sens trigonométrique par rapport à l'axe nord-sud.

4.1.1.2 Description de l'enveloppe et des systèmes

Les parois verticales extérieures sont composées de 15 cm de béton banché, et isolées par l'extérieur avec 20 cm de polystyrène extrudé. Les parois verticales du vide sanitaire sont isolées par l'intérieur avec 20 cm de polystyrène extrudé, soit une épaisseur totale de 40 cm d'isolant puisque l'isolation extérieure descend sur la hauteur du vide sanitaire.

Le plancher bas est constitué d'une dalle en béton coulé sur place de 16 cm surmontée d'une chape en béton de 8 cm. La sous-face du plancher bas est isolée par 20 cm de polystyrène extrudé. 10 cm d'isolants prolongent l'isolation du plancher bas à travers le mur extérieur vertical jusqu'au contact de l'isolation verticale extérieure afin d'éviter les ponts thermiques.

Le plancher intermédiaire est constitué d'un faux plafond de 15 cm, d'un système de poutrelles et entrevous béton de 16 cm d'épaisseur allié à une chape béton de 8 cm recouverte de carrelage.

Le plancher haut comprend un faux plafond et deux couches de 20 cm de laine de verre superposées. Les pignons des combles (orientés à l'est et à l'ouest) sont isolés à l'extérieur et à l'intérieur.

Les cloisons intérieures sont légères avec une isolation phonique réalisée par 4 cm de laine de verre.

Les compositions des parois et leurs caractéristiques thermo-physiques sont détaillées en annexe B. Un soin particulier a été apporté à la gestion de l'ensemble des ponts thermiques en toiture ainsi qu'au niveau du balcon.

Les fenêtres sont situées principalement sur la façade sud afin de maximiser les apports solaires. Le balcon et l'avancée de toiture font office de casquette respectivement au RDC et au R+1 pour se prémunir des surchauffes en été. Les fenêtres sont à double vitrage basse émissivité exceptées celles orientées au nord qui ont un triple vitrage. La disposition et les caractéristiques des fenêtres sont visualisables en annexe B.

Le chauffage est assuré par une résistance électrique d'une puissance de 1,2 kW située au départ du réseau de distribution d'une VMC double-flux. L'air est soufflé dans le séjour et les

¹³⁸ **Bâtiment passif** : Bâtiment répondant aux critères du label européen « *PassivHaus* », besoins de chauffage annuels inférieurs à 15 kWh/m² en énergie primaire, puissance du système de chauffage inférieure à 10 W/m² et consommation énergétique annuelle totale du bâtiment inférieure à 120 kWh/m² en énergie primaire.

chambres tandis que des bouches situées dans les toilettes et la salle de bain assurent l'extraction de l'air vicié.

L'efficacité de l'échangeur thermique de la VMC est d'environ 90 %. Les ventilateurs sont dimensionnés pour assurer imposer des débits nominaux de 135 ou 270 m³/h.

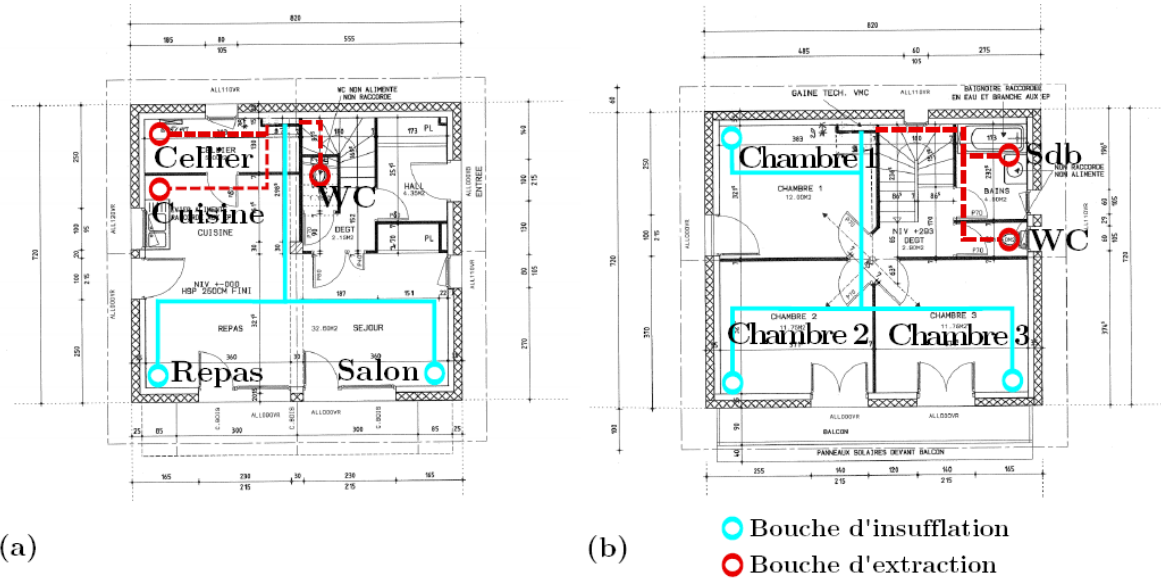


Figure 89 : Schéma du réseau de distribution aéraulique au RDC (a) et à l'étage (b)

4.1.2 Hypothèses de modélisation de la maison I-BB

Notre but n'est pas de comparer les résultats obtenus avec des mesures in situ, puisque les maisons sont inhabitées. Les objectifs de l'étude de cas sur la maison I-BB sont :

- d'isoler l'incertitude liée à l'occupation sur un habitat individuel, non sujet aux compensations entre logements qui sont le lot des bâtiments collectifs (dans lesquels des ménages plus ou moins consommateurs tendent à moyenniser les consommations globales du bâtiment) ;
- d'analyser finement l'influence de certaines caractéristiques du ménage sur des résultats de la simulation relatives aux consommations d'énergie et au confort.

Ces objectifs ne nécessitent pas un degré de précision élevé dans la modélisation du site et des conditions climatiques. Par conséquent le fichier météo utilisé pour les simulations est celui de la réglementation thermique pour la zone géographique considérée (H1c, Mâcon) et nous ne considérons aucun masque lointain.

Remarque : Dans une autre étude de cas, la méthode de quantification de l'incertitude sur les consommations d'énergie est éprouvée sur un bâtiment résidentiel collectif (cf. chapitre 6). L'analyse porte alors sur les consommations à l'échelle du bâtiment et les effets des spécificités des différents ménages ne sont pas observées.

Le découpage en zones thermiques est très fin avec une zone par pièce à l'exception de la salle de bain et des toilettes du R+1 qui sont regroupées. Deux zones consacrées au vide sanitaire et aux combles portent le total à 11 zones (Figure 90).

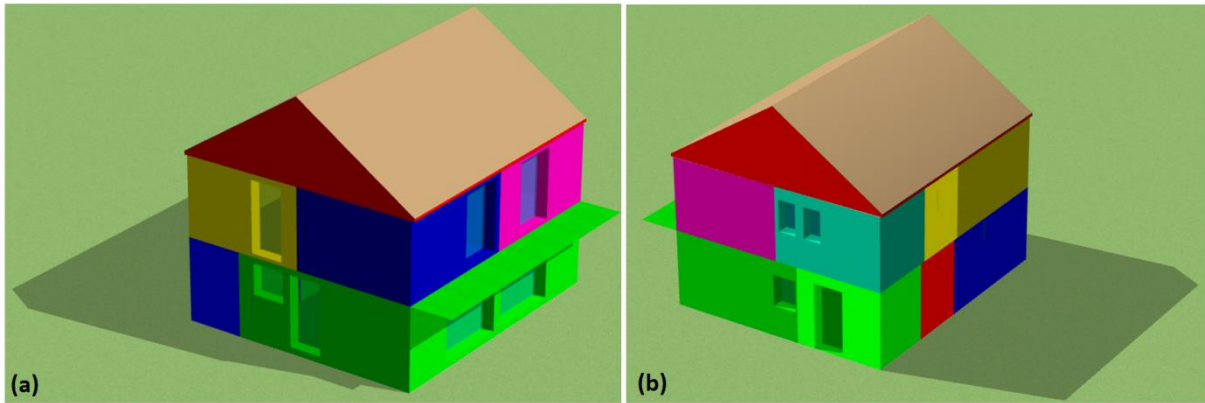


Figure 90 : Modèle 3D de la maison I-BB, logiciel *Alcyone* (interface graphique du logiciel *Pleiades+COMFIE*), angle sud-ouest (a) et angle nord-est (b). Le débord de toiture au sud n'est pas visible, le masque correspondant est ajouté pour les baies concernées dans le logiciel *Pleiades*.

Les valeurs des ponts thermiques et des débits de ventilation, repris des travaux de Munaretto (2014) sont donnés en annexe B. Les ponts thermiques ont été calculés par discrétisation en éléments finis (logiciel *Trisco*). Les débits de ventilation internes (entre zones en prenant en compte les effets de convection naturelle au niveau des ports) ont été calculés grâce au logiciel *CONTAM*¹³⁹ d'analyse multizone des mouvements d'air. Il ressort des mesures des débits de soufflage et d'extraction que le bâtiment est en légère surpression. Par conséquent les débits d'infiltration sont négligés¹⁴⁰.

4.2 Présentation du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

4.2.1 Description du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

IZUBA Energies est un bureau d'études et éditeur de logiciels¹⁴¹ spécialisé dans l'efficacité énergétique des bâtiments. Le bâtiment de bureau utilisé comme cas d'étude dans cette thèse est le futur lieu de travail des 13 salariés de cette entreprise. Comme indiqué supra, les travaux ne sont pas achevés, l'occupation des locaux étant prévue pour le début de l'année 2015. Le bâtiment vise une très haute performance non seulement énergétique mais aussi environnementale dans un sens plus large. Une attention particulière a donc été portée au choix des matériaux de construction, à la gestion des déchets et au transport des salariés. Le bâtiment compte 400 m² de surface habitable répartis sur deux étages. Il accueille des bureaux (individuels ou partagés), une salle de formation, une cuisine, une salle de réunion, des sanitaires, des locaux techniques ou de stockage et un local serveur. Une approche d'éco-conception a été mise en œuvre : isolation importante de l'enveloppe, compacité, orientation nord-sud des façades, positionnement des locaux les plus occupés au sud (pour bénéficier des apports solaires) et des locaux secondaires (sanitaires, documentation, stockage) au nord (espaces tampons), soin apporté au traitement des ponts thermiques et de

¹³⁹ <http://www.bfrl.nist.gov/IAQanalysis/CONTAM/>

¹⁴⁰ Des tests à la porte soufflante font état de très bonnes performances du bâtiment sur cet aspect. Le taux d'infiltration mesuré avec une surpression de 50 Pa (n_{50}) est égal à 0,26 vol/h (la valeur exigée par le label Passivhaus est 0,6 vol/h) soit un débit d'infiltration dans des conditions normales de 0,03 vol/h.

¹⁴¹ IZUBA Energies édite notamment *Alcyone* et *Pleiades+COMFIE*, le « cœur de calcul » *COMFIE* étant développé par le CES (Centre efficacité Énergétique des Systèmes) de MINES ParisTech.

l'étanchéité à l'air, protections solaires au sud et limitation des vitrages à l'est et à l'ouest pour préserver le confort d'été. Les matériaux de construction font la part belle aux matériaux à moindre impact et/ou renouvelables : bois (sous différentes formes), paille et terre crue (cf. Tableau 30 pour l'enveloppe). Le détail des compositions des parois extérieures et intérieures (l'emploi de terre crue pour les parois intérieures garantit une forte inertie) est donné en annexe. Nous présentons ci-dessous deux photos du bâtiment durant sa construction (Figure 91). De nombreuses informations sur le bâtiment sont disponibles sur le site internet d'IZUBA Energies¹⁴².

Tableau 30 : Caractéristiques de l'isolation de l'enveloppe

Paroi	Détail	Isolant	U (W/m ² .K)
Mur extérieur	Caisson bois/paille	37 cm de paille	0,17
Toiture	Caisson bois/paille	37 cm de paille	0,15
Plancher bas	Dalle béton sur terre plein	11 cm polystyrène extrudé	0,42
Menuiseries	Menuiseries bois	Double vitrage 4/16/4 Lame d'argon basse émissivité	1,50



Figure 91 : Mise en œuvre de la paille (à gauche) puis couverture par l'enduit à la chaux (à droite)

4.2.2 Hypothèses de modélisation du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Remarque préliminaire : le modèle de bâtiment utilisé est une version de travail. **Les résultats présentés dans le présent document n'ont pas vocation à représenter les performances réelles du bâtiment final.**

Le chauffage du bâtiment réel est assuré par un plancher chauffant alimenté par une pompe à chaleur eau/fluide caloporteur dont le circuit externe parcourt deux pieux géothermiques de 100 m de profondeur. Ce système n'a pas été modélisé car il ne présente pas d'intérêt du point de vue de l'étude de cas : seule l'enveloppe a été modélisée ce qui suffit pour l'évaluation des besoins énergétiques et du niveau de confort thermique.

Le système de rafraîchissement prévu utilise le plancher à eau directement alimenté par les pieux géothermiques (sans utilisation de la pompe à chaleur). La réversibilité du système géothermique permet de ne pas assécher la source de chaleur du sol sous le bâtiment en la régénérant en été. Le système de rafraîchissement n'est pas modélisé dans la mesure où nous ne voulons pas atténuer l'effet des comportements d'ouverture des fenêtres sur le confort d'été.

¹⁴² <http://batiment.izuba.fr>

Le renouvellement d'air est assuré par une VMC double flux. Différentes hypothèses quant à sa régulation ont été considérées pour les analyses de sensibilité (cf. chapitre 6) mais le fonctionnement normal prévoit un réduit en dehors des horaires d'occupation.

Tous les luminaires du bâtiment sont à basse consommation, mais sur ce point également nous nous écarterons de la réalité afin d'étudier les liens entre consommations électriques et comportements des occupants vis-à-vis de l'éclairage artificiel et des occultations.

Le bâtiment se situe sur l'Ecoparc de Fabrègues près de Montpellier. Les données météo utilisées dans l'étude sont celles de la réglementation thermique pour la ville voisine de Carpentras.

128 m² de panneaux photovoltaïques sont installés en toiture terrasse sur une structure métallique inclinée de 10° par rapport à l'horizontale. Comme le bâtiment, ils sont orientés de 10° vers l'ouest.

Une installation solaire thermique vise à assurer les besoins en ECS (plus élevés que la normale a priori en raison des douches prévues pour inciter les salariés à venir en vélo). Ce système n'est pas modélisé dans l'étude de cas puisque les modèles développés dans cette thèse n'incluent pas les consommations d'ECS pour les bâtiments de bureaux.

Le bâtiment est découpé en 18 zones thermiques, 7 au RDC, 10 au R+1 et une circulation partagée entre les deux étages (figures 92, 93 et 94).

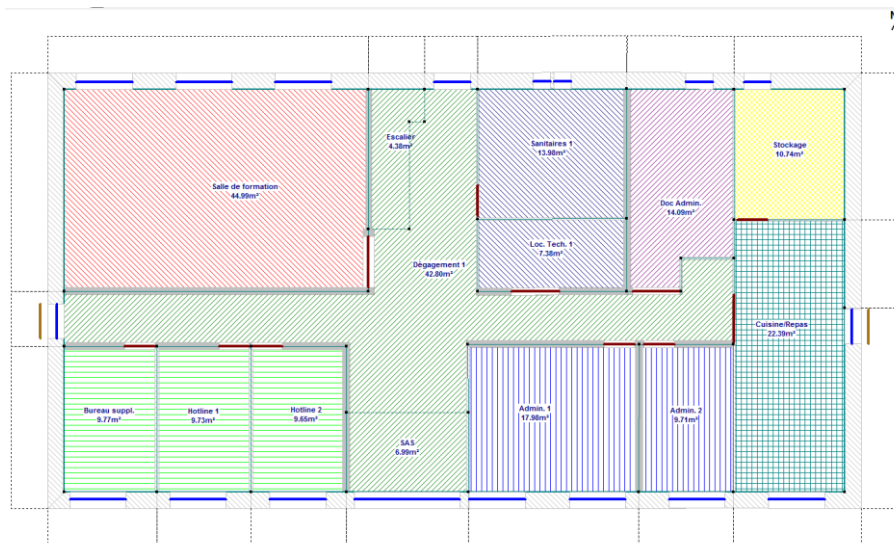


Figure 92 : Plan et découpage en zone du RDC du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

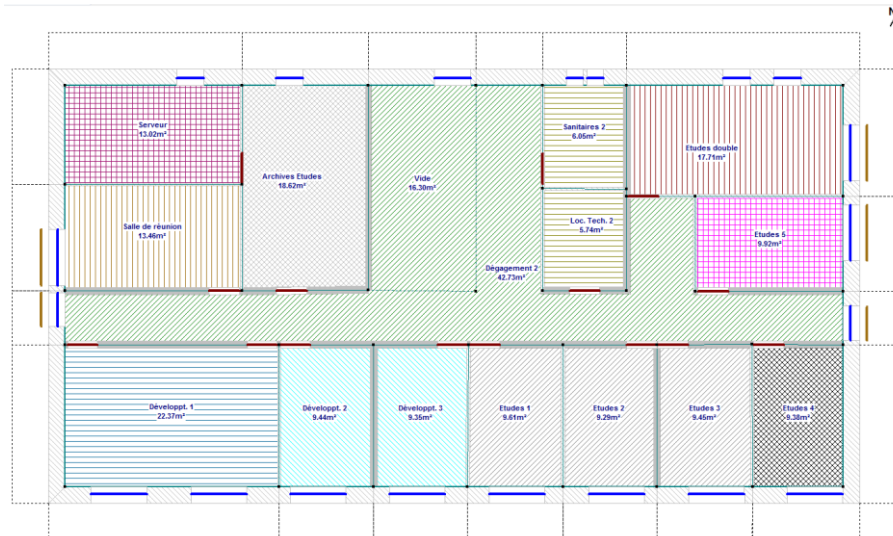


Figure 93 : Plan et découpage en zone du R+1 du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

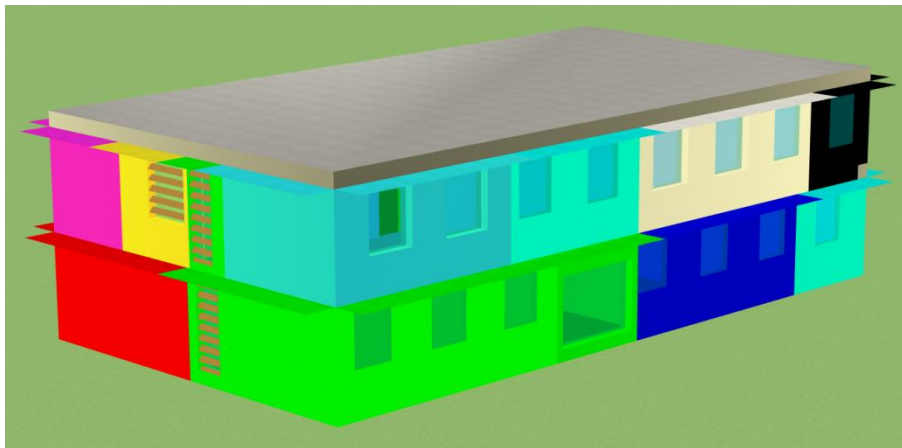


Figure 94 : Vue 3D de la façade sud du bâtiment Bureaux IZUBA Energies (logiciel Alcyone)

Les deux bâtiments présentés ci-dessus seront utilisés pour analyser l'influence de certaines hypothèses des modèles de comportement développés au cours de ce chapitre. Le premier d'entre eux concerne les ouvertures et fermetures des fenêtres par les occupants.

4.3 Contrôle de l'ouverture/fermeture des fenêtres

L'ouverture des fenêtres par les occupants est à l'origine d'une part importante de la ventilation des bâtiments. D'après des études menées respectivement au Japon et au Danemark, Iwashita et Akasaka (1997) et Kvisgaard et Collet (1990) attribuent respectivement 87 % et 63 % du renouvellement de l'air dans les habitations au comportement des occupants. Suivant la différence de température entre l'extérieur et l'intérieur, on comprend que l'influence sur la thermique du bâtiment peut être considérable. La gestion des ouvrants est donc un thème majeur de la littérature sur le comportement des occupants et son impact sur la consommation énergétique des bâtiments.

4.3.1 Etat de l'art

Depuis Dick et Thomas (1951), il est établi que les actions sur les fenêtres sont corrélées avec la température extérieure et dans une moindre mesure, avec la vitesse du vent. Ceci a été corroboré par la suite par plusieurs études.

Warren et Parkins (1984) ont, à partir de mesures prises dans 5 bureaux au R.-U., évalué les parts de la température extérieure, du rayonnement solaire et de la vitesse du vent à respectivement 76 %, 8 % et 4 % dans l'explication de la variance de l'état d'ouverture des fenêtres (en considérant deux états : ouvert ou fermé). Ils ont réalisé des régressions linéaires pour établir une relation entre le pourcentage de fenêtres ouvertes et la température extérieure, en différenciant les petites et les grandes menuiseries. En effet, leurs mesures révélaient que les actions sur les petites ouvertures étaient beaucoup moins fortement corrélées à la température extérieure que celles sur les grandes, ce qui semblait indiquer que les premières étaient motivées par la qualité de l'air et les secondes par le confort thermique. Ce résultat demanderait à être confronté à des mesures incluant les températures intérieures.

Fritsch et al. (1990) ont construit le premier modèle prédictif de l'état d'ouverture des fenêtres sur la base de mesures réalisées au LESO-PB. Un processus de Markov définit les probabilités de transition entre six angles d'ouvertures possibles et ce, sur quatre plages de température (soit 4 matrices 6×6). La qualité de l'air n'est pas prise en compte dans ce modèle. La température extérieure en est l'unique paramètre, les influences du rayonnement solaire et du vent étant nettement moins significatives. D'après les auteurs, ce modèle n'est valide que pour des températures extérieures inférieures à 18 °C. Il est donc applicable uniquement à la saison de chauffe.

A la fin des années 90, plusieurs campagnes de mesures ont été menées en Europe et au Pakistan dans le cadre de recherches sur l'approche adaptative du confort thermique (McCartney et Nicol, 2002; Nicol et al., 1999; Raja et al., 2001). Les données ont permis d'établir un premier modèle prédictif de l'état des fenêtres en fonction des températures intérieures ou extérieures basé sur des régressions logistiques (Nicol, 2001). Dans un premier temps Nicol a recommandé d'utiliser comme paramètre la température extérieure puisqu'il s'agit d'une entrée dans les logiciels de simulation. Par la suite, Nicol et Humphreys (2004) ont démontré que ce n'était pas la bonne démarche et que la température intérieure était un paramètre plus pertinent, ce qui semble logique puisqu'un modèle reposant sur la seule température extérieure serait totalement indépendant du bâtiment considéré. Même si la température extérieure apparaît plus fortement corrélée avec les actions sur les fenêtres que la température intérieure lorsqu'on étudie les mesures bâtiment par bâtiment, un modèle calibré en fonction de la seule température extérieure sera peu fiable dès lors qu'on l'utilisera sur un autre bâtiment (puisque la température intérieure évolue différemment à climat extérieur identique).

Le modèle initial de Nicol (2001) a ensuite été amélioré pour aboutir à la version connue sous le nom d'« algorithme adaptatif d'Humphreys », implémentée dans le logiciel de STD *ESP-r*. Celui-ci calcule la température de confort en fonction de la température extérieure moyenne glissante (cf. § 1.3.4.3). Si l'écart entre la température opérative et la température de confort est supérieur à 2°C, la probabilité d'action est calculée par un modèle logit dépendant des températures extérieure et intérieure (opérative). La probabilité est alors comparée à un nombre aléatoire pour déterminer si l'action a lieu ou non. Afin d'éviter d'éventuelles oscillations (succession d'ouvertures-fermetures),

un effet hystérésis de 2°C sur la température intérieure et de 5° sur la température extérieure a été introduit. La qualité de l'air n'est pas prise en compte dans le modèle.

Herkel et al. (2006) ont proposé, sur la base de mesures conduites dans 21 bureaux pendant 13 mois à Fribourg (Allemagne), un modèle stochastique de gestion des fenêtres par les occupants. Ce modèle utilise des chaînes de Markov avec des probabilités de transitions fonctions de la température extérieure. Le modèle considère trois phases distinctes pour tenir compte de l'observation selon laquelle les actions sont nettement plus fréquentes lors de l'arrivée ou du départ des occupants que durant la période intermédiaire. Ce phénomène a été relevé également par Haldi (2010), Madhavi et Pröglhöf (2009), Yun et Steemers (2008) lors de campagnes de mesures.

Page (2007) a développé un modèle dans lequel les occupants ouvrent la fenêtre si la concentration en polluants dépasse un seuil critique – suivant les travaux de Fanger (1988) –, ou si l'ambiance ne correspond plus aux conditions de confort thermiques définies suivant l'approche rationnelle.

A partir de mesures effectuées en été (3 mois) dans 6 bureaux de 2 bâtiments distincts, Yun et Steemers (2008) ont proposé un modèle stochastique à base de chaînes de Markov pour prédire l'ouverture des fenêtres. La température intérieure a été préférée à la température extérieure comme variable explicative principale, conformément aux principes du confort adaptatif. L'analyse a montré que la prise en compte de la température extérieure comme variable supplémentaire n'était pas significative (mais les mesures ne concernaient que la période estivale). Dans ce modèle, les fenêtres sont supposées systématiquement fermées au départ des occupants. Au cours des périodes d'arrivées, les probabilités d'ouverture sont calculées par un modèle logit fonction de la température intérieure, tandis que les probabilités d'actions durant les périodes intermédiaires suivent une fonction linéaire de la température intérieure. Une extension a été apportée afin de prendre en considération la possibilité d'une ventilation nocturne. Des différences de comportements vis-à-vis des fenêtres entre différents individus ayant été mises en évidence, le modèle définit trois catégories d'occupants : actifs, moyens et passifs.

Haldi et Robinson (2009) disposaient d'une campagne de mesure importante puisqu'il s'agissait de 14 bureaux du bâtiment du LESO-PB instrumentés pendant 7 ans. Ils ont réalisé plusieurs modèles discrets (résolution de 10 minutes) dont ils ont comparé les performances. Les premiers étaient des processus de Bernoulli qui prédisaient la position des fenêtres (au moins une fenêtre du bureau est ouverte ou toutes les fenêtres sont fermées), en fonction des températures intérieure et extérieure, de la vitesse et direction du vent, de l'humidité extérieure et de la pluie (les variables explicatives diffèrent suivant les variantes). Les différentes périodes d'occupation (arrivée, intermédiaire, départ) étaient dissociées. A partir des mêmes variables explicatives, et suivant la même distinction des périodes de présence, Haldi et Robinson ont ensuite calibré plusieurs variantes de modèles de Markov pour prédire les ouvertures et fermetures de chacune des fenêtres. Les comparaisons démontrent la supériorité des modèles de Markov sur les modèles de Bernoulli, c'est à dire de la prédiction des transitions sur la prédiction des positions. Dans le modèle de Markov le plus performant, les probabilités d'actions sont déterminées par des modèles logit (un pour chaque type de période de présence). Ce modèle de Markov est ensuite avantageusement complété par un processus continu. Lorsqu'une fenêtre est ouverte, la durée pendant laquelle elle va rester dans cet état est calculée puis décrétement à chaque pas de temps, à moins que n'intervienne un départ, auquel cas la fermeture est décidée ou non en fonction de la probabilité de fermeture à l'instant du

départ. Les performances du modèle ont été évaluées à travers différents tests sur les échantillons de mesure du LESO-PB mais également par des validations croisées¹⁴³ à partir de mesures réalisées sur d'autres bâtiments. Il ressort de Haldi et al. (2010) que le modèle calibré sur les mesures au LESO-PB (situé en Suisse) permet une bonne prédiction des actions enregistrées dans un bâtiment de bureaux en Autriche et inversement. Schweiker et al. (2011) ont étendu le processus à trois appartements situés en Suisse et une résidence étudiante située au Japon. Les tests de validation entre logements et bureaux suisses révèlent une robustesse acceptable des modèles. Les données japonaises en revanche ne sont pas correctement prédites, y compris par le modèle calibré sur les données japonaises, indiquant que sa formulation et/ou la sélection des variables explicatives sont inadaptées. Cela s'explique par d'importants écarts en termes de climat (humidité notamment) et d'habitudes (p.ex. l'usage de la climatisation). Selon, Schweiker et al. (2011), le modèle calibré de Haldi et Robinson (2009) peut être employé pour des bâtiments de bureau ou des chambres et des pièces à vivre d'habitations dans un contexte climatique et culturel proche de la Suisse et de l'Autriche.

Andersen et al. (2013) ont développé un modèle d'ouverture des fenêtres dédié spécifiquement aux logements. Les conditions environnementales intérieures et extérieures ont été mesurées dans 10 appartements et 5 maisons pendant huit mois au Danemark. Les logements ont été divisés en quatre groupes selon qu'ils étaient habités par des locataires ou des propriétaires et ventilés mécaniquement ou naturellement. Par des régressions logistiques, les probabilités d'ouverture et de fermeture ont été évaluées pour les quatre groupes en distinguant les chambres et les séjours ainsi que les périodes de la journée (« matin », « journée », « soir » et « nuit ») et, optionnellement, la saison. La résolution des modèles comme des mesures est de 10 minutes. Selon les groupes, certaines variables sont apparues dépendantes du logement et ont par conséquent été supprimées des modèles (p.ex. les températures intérieure et extérieure ont été supprimées du modèle d'ouverture pour le groupe « ménages propriétaires, ventilation mécanique »). Quelle que soit la saison, la variable la plus influente sur la probabilité d'ouverture du modèle est la concentration en CO₂ dans la pièce, tandis que la probabilité de fermeture dépend principalement de la température extérieure.

Sélection du modèle pour les bâtiments de bureaux

Un certain nombre d'éléments nous ont conduit à choisir la modèle de Haldi et Robinson (2009) pour les bâtiments de bureaux :

- il repose sur la base de données la plus consistante et, contrairement à ses homologues, a fait l'objet d'une procédure de validation rigoureuse ;
- il intègre les températures intérieure et extérieure, tandis le modèle de Herkel et al. (2006) n'utilise que la température extérieure ;
- il est calibré sur l'année complète alors que de Yun et Steemers (2008) disposaient uniquement de données estivales ;
- il ne passe par l'intermédiaire d'aucun modèle de confort thermique susceptible d'ajouter sa propre incertitude et dont la validité dépend du type de bâtiment (cf. § 1.3.5), contrairement à l'algorithme adaptatif de Humphrey (qui de plus fait appel à des hypothèses sur l'amplitude des hystérésis) ou au modèle de Page (2007) ;
- il permet de définir des catégories d'acteurs plus ou moins réactifs.

¹⁴³ Le modèle calibré sur un échantillon est utilisé pour prévoir les résultats de l'autre échantillon et vice-versa.

Sélection du modèle pour les logements

Seuls les modèles d'Andersen et al. (2013) et Haldi et Robinson (2009) sont candidats pour la modélisation de la gestion des fenêtres dans les bâtiments résidentiels. Tous deux ont été calibrés et évalués pour les chambres et les pièces à vivre. Le cas des pièces d'eau (salles de bain et cuisines) n'a pour l'heure fait l'objet d'aucune modélisation (publiée).

D'après Schweiker et al. (2011), le modèle de Haldi et Robinson (2009), développé pour les bureaux, est suffisamment robuste pour être transposé à des habitations sous certaines conditions. Les prédictions des actions réalisées dans 3 appartements en Suisse sont en relativement bonne adéquation avec les observations.

Le modèle d'Andersen et al. (2013) repose sur un échantillon plus nombreux ce qui leur a permis de calibrer plusieurs modèles adaptés aux caractéristiques des logements. Si la distinction selon le type de ventilation paraît pertinente, l'élaboration de modèles différents en fonction du statut d'occupation semble en revanche moins justifiée. Beaucoup de facteurs peuvent a priori impacter la gestion des ouvrants autant sinon plus que le statut d'occupation, notamment la localisation (urbaine ou rurale, proche ou éloignée d'une route). Réduire l'échantillon de calibrage (donc altérer la représentativité des modèles) sur la base de ce critère comme l'ont fait Andersen et al. n'est peut-être pas pertinent. Contrairement au modèle de Haldi et Robinson (2009), le modèle d'Andersen et al. (2013) n'a été soumis à aucune procédure de validation pour l'instant. La qualité de ses prédictions est inconnue, ni sa validité sous des conditions différentes du climat danois. De plus, il ne distingue pas les périodes d'arrivée, de départ ou de présence intermédiaire. En revanche l'intégration de la concentration intérieure en CO₂, indicateur direct de la qualité de l'air intérieur (QAI), constitue un atout incontestable du modèle d'Andersen et al. (2013) par rapport au modèle de Haldi et Robinson (2009). La QAI dans les logements pourrait être estimée à partir des activités (avec une attention particulière à la cuisine aux douches) en fonction du système de ventilation mais nous n'avons pas entrepris ce travail supplémentaire de modélisation. Par ailleurs, certains chercheurs affirment que la QAI ne peut être correctement estimée sans prendre en compte les mouvements d'air à l'intérieur des pièces (cf. § 1.3.1).

A l'issue de l'état de l'art, le modèle de Haldi et Robinson (2009) est sélectionné pour l'ensemble des bâtiments résidentiels et tertiaires. Son champ d'application s'étend a priori aux bâtiments de ces deux types, équipés d'un système de ventilation mécanique mais non climatisés (le seul bâtiment climatisé sur lequel il a été évalué est la résidence au Japon pour laquelle les prédictions se sont révélés peu fiables). Il repose sur l'échantillon de mesures le plus large et il a fait l'objet (contrairement aux autres modèles) de plusieurs procédures de validation. D'importantes limites subsistent : la QAI n'est pas prise en compte et le potentiel de généralisation demande à être confirmé. Le modèle est décrit plus en détail dans le paragraphe suivant.

4.3.2 Description du modèle de comportement implémenté

4.3.2.1 Présentation du modèle initial (Haldi et Robinson, 2009)

Les probabilités de transition du modèle de Markov sont issues de régressions logistiques. Les variables explicatives sont sélectionnées de manière itérative et les paramètres de régression sont identifiés pour chaque variable indépendamment des autres. A partir d'une liste de variables explicatives potentielles, le modèle à une variable le plus pertinent est conservé, puis l'ajout de

chacune des autres variables est testé de manière à déterminer le modèle à deux variables le plus pertinent, et ainsi de suite jusqu'à ce que l'ajout d'une variable supplémentaire n'ait plus d'effet significatif.

$$P_{01,arr} = \frac{\exp(-13,88 + 0,312\theta_{in} + 0,0433\theta_{out} + 1,862f_{abs,prev} - 0,45f_R)}{1 + \exp(-13,88 + 0,312\theta_{in} + 0,0433\theta_{out} + 1,862f_{abs,prev} - 0,45f_R)} \quad (4.1)$$

$$P_{10,arr} = \frac{\exp(3,97 + 0,286\theta_{in} - 0,0505\theta_{out})}{1 + \exp(3,97 + 0,286\theta_{in} - 0,0505\theta_{out})} \quad (4.2)$$

$$P_{01,int} = \frac{\exp(-12,23 + 0,281\theta_{in} + 0,0271\theta_{out} - 8,78 \cdot 10^{-4}t_{pres} - 0,336f_R)}{1 + \exp(-12,23 + 0,281\theta_{in} + 0,0271\theta_{out} - 8,78 \cdot 10^{-4}t_{pres} - 0,336f_R)} \quad (4.3)$$

$$P_{01,dep} = \frac{\exp(-8,75 + 0,1371\theta_{out,dm} + 0,84f_{abs,next} + 0,83f_{GF})}{1 + \exp(-8,75 + 0,14\theta_{out,dm} + 0,84f_{abs,next} + 0,83f_{GF})} \quad (4.4)$$

$$P_{10,dep} = \frac{\exp(-8,54 + 0,21\theta_{in} - 0,09\theta_{out,dm} + 1,61f_{abs,next} - 0,92f_{GF})}{1 + \exp(-8,54 + 0,21\theta_{in} - 0,09\theta_{out,dm} + 1,61f_{abs,next} - 0,92f_{GF})} \quad (4.5)$$

où

θ_{in} , θ_{out} et $\theta_{out,dm}$ sont les températures respectivement intérieure, extérieure et extérieure moyenne journalière (daily mean) en °C ;

$f_{abs,prev}$, est un booléen qui indique qu'on se situe immédiatement après une absence d'au moins 8h ;

$f_{abs,next}$, est un booléen qui indique qu'on précède une absence d'au moins 8h ;

f_R est un booléen qui indique qu'il pleut ;

f_{GF} est un booléen qui indique que la fenêtre n'est pas située au rez-de-chaussée (ground floor).

t_{pres} est la durée de la période de présence en cours jusqu'à l'instant considéré en minutes ;

La connaissance de $P_{10,int}$ n'est pas nécessaire avec le modèle hybride, la fermeture a lieu en cas de départ ou à l'expiration de la durée d'ouverture.

La distribution des durées d'ouverture est approchée par une loi de Weibull fonction de la température extérieure :

$$f_{op}(t) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^k\right), \text{ avec } k = 0,48 \text{ et } \lambda = \exp(2,15 + 0,17\theta_{out}) \quad (4.6)$$

Remarques :

- L'utilisation du modèle hybride souligne le fait que la variable explicative principale qui détermine les ouvertures est la température intérieure tandis que les fermetures dépendent plus des conditions extérieures (en premier lieu la température).

- L'influence de la qualité de l'air sur les comportements est une partie intégrée dans le modèle par l'intermédiaire du facteur T_{pres} et par la distinction des phases d'occupation.

4.3.2.2 Adaptation du pas de temps

Haldi et Robinson (2009) ont calibré leur modèle à partir de données au pas de temps de 5 minutes, mais la résolution de l'ensemble de notre modèle est de 10 minutes. Les probabilités de transition lors d'une arrivée ou d'un départ sont supposées inchangées, en revanche, celles des périodes intermédiaires sont recalculées par l'équation de Chapman-Kolmogorov. Soient t un instant donné de présence intermédiaire et $p(t)$ la probabilité que la fenêtre soit ouverte à t . La probabilité que la fenêtre soit fermée à t vaut alors $1 - p(t)$. En notant $T_{\Delta t}$ une matrice de transition au pas de temps Δt , on a :

$$\begin{aligned}
 P(t + 10 \text{ min}) &= \begin{pmatrix} p(t + 10 \text{ min}) \\ 1 - p(t + 10 \text{ min}) \end{pmatrix} = T_{10 \text{ min}}(t).P(t) \\
 &= T_{5 \text{ min}}(t + 5 \text{ min}).P(t + 5 \text{ min}) \\
 &= T_{5 \text{ min}}(t + 5 \text{ min}).T_{5 \text{ min}}(t).P(t)
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

Les conditions étant considérées constantes à l'intérieur d'un pas de temps de 10 minutes, les matrices de transition sont constantes et par conséquent on a

$$T_{10 \text{ min}}(t) = (T_{5 \text{ min}}(t))^2 \tag{4.8}$$

On en déduit

$$P_{01_{10 \text{ min}}}(t) = P_{01_{5 \text{ min}}}(t)(2 - P_{01_{5 \text{ min}}}(t) - P_{10_{5 \text{ min}}}(t)) \tag{4.9}$$

la connaissance de $P_{10_{10 \text{ min}}}(t)$ n'est pas nécessaire pour un instant de présence intermédiaire (avec le modèle hybride, la fermeture a lieu en cas de départ ou à l'expiration de la durée d'ouverture).

Le schéma algorithmique du modèle est donné à la Figure 95.

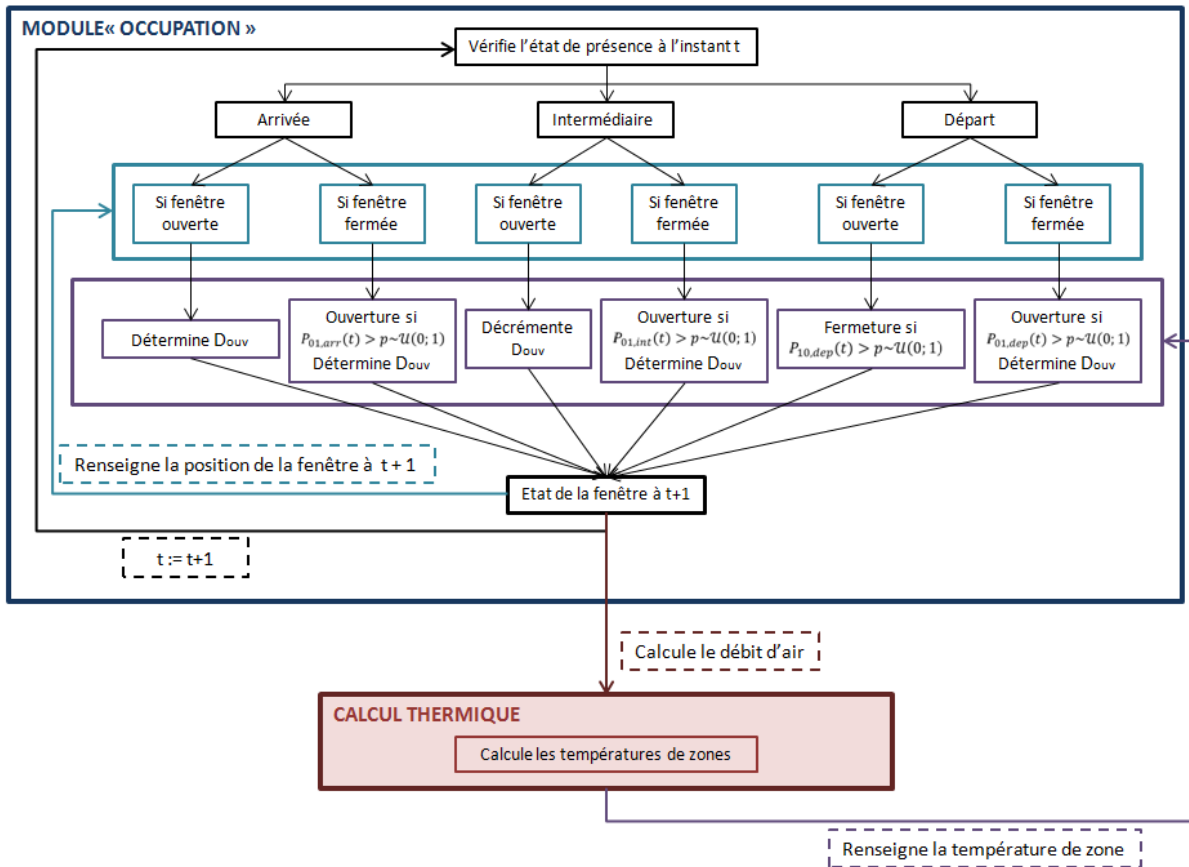


Figure 95 : Schéma algorithmique du modèle d'ouverture/fermeture des fenêtres

4.3.2.3 Diversité entre occupants

Nous avons présenté au chapitre 1 (§ 1.4.3.5) différentes méthodes permettant d'introduire, au sein des modèles stochastiques, une diversité réaliste des comportements adoptés par les occupants. L'approche retenue passe par la définition de catégories « actifs » et « passifs », à partir des résultats des régressions statistiques.

La construction des catégories repose sur une propriété de la fonction logit à une seule variable :

$$\text{logit}(p) = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = a + b \cdot x \Rightarrow \text{si } x = -\frac{a}{b} \text{ alors } p = 0,5 \quad (4.10)$$

La valeur particulière $-\frac{a}{b}$ de la variable explicative x est notée x_{50} . En la calculant pour chaque individu d'une campagne de mesure, elle permet de les ordonner suivant leur promptitude à agir par rapport au stimulus porté par x . Parys et al. (2011) proposent de définir des comportements caractéristiques *actif* et *passif* correspondant respectivement au premier et au troisième quartile de x_{50} où x est la variable la plus influente. Quatre classes d'individus peuvent être créées à partir des combinaisons actif/passif pour l'ouverture et la fermeture. Cependant, comme Parys et al. (2011), nous nous limitons à deux catégories opposées afin d'illustrer les contrastes de comportement. La première, appelée « actifs », désigne les comportements d'ouverture *actifs* et de fermeture *passifs*. Inversement la deuxième catégorie dite *passifs* combine des comportements d'ouverture *passifs* et de fermeture *actifs*. Ainsi, les individus sont scindés suivant leur tendance à ouvrir beaucoup (*actifs*)

ou modérément (*passifs*) les fenêtres. Au final, en conservant le comportement moyen, trois modèles sont proposés (Tableau 31). Le modèle considère par défaut une équirépartition des catégories, mais l'utilisateur peut modifier la répartition. Dans les logements, la catégorie est identique pour l'ensemble des individus d'un même ménage dont les pratiques et les habitudes sont supposées homogènes.

Remarques :

- Les coefficients de régression correspondent à une résolution de 5 minutes. Ils permettent de calculer les probabilités de transition pour cette résolution à partir desquelles les probabilités de transition du modèle à 10 minutes sont dérivées.
- Les probabilités de fermeture « passive » et « active » des figures 97 et 98 correspondent respectivement aux catégories d'occupants *actifs* et *passifs* (cf. leur définition ci-dessus).
- Les coefficients de la catégorie *moyenne* (M) sont ceux des équations (4.1) à (4.5).
- Le facteur « pluie » a été éliminé car non fourni dans les fichiers météo classiques (la durée des épisodes pluvieux est faible dans les climats français) et le facteur « rez-de-chaussée » (qui influence les probabilités lors du départ) est identique pour toutes les catégories.

Tableau 31 . Coefficients de régression des probabilités d'ouverture et de fermeture au pas de temps de 5 min pour l'ensemble de la population (M), et pour les catégories « actifs » (A) et « passifs » (P)

	a	$b_{\theta_{in}}$	$b_{\theta_{out}}$	$b_{abs,prev}$	$b_{t_{pres}}$	$b_{\theta_{out,dm}}$	$b_{abs,next}$
Ouverture arrivée							
M	-13,88	0,312	0,0433	1,8620	-	-	-
A	-14,62	0,4047	0,1134	1,9538	-	-	-
P	-16,77	0,4644	0,0499	1,9046	-	-	-
Fermeture arrivée							
M	3,97	0,2860	-0,0505	-	-	-	-
A	2,19	-0,2963	0,0467	-	-	-	-
P	10,76	-0,6574	0,1439	-	-	-	-
Ouverture intermédiaire							
M	-12,23	0,2810	0,0271	-	-0,000787	-	-
A	-12,57	0,3560	0,0186	-	-0,002107	-	-
P	-14,43	0,2969	0,0349	-	-0,000034	-	-
Ouverture départ							
M	-8,75	-	-	-	-	0,1371	0,8400
A	-7,77	-	-	-	-	0,2205	-0,0568
P	-9,80	-	-	-	-	0,2127	0,6094
Fermeture départ							
M	-8,54	0,2130	-	-	-	-0,0911	1,6140
A	-6,16	0,0345	-	-	-	-0,0291	1,9302
P	-2,25	0,0289	-	-	-	-0,2317	1,8060

Les probabilités correspondantes sont tracées sur la Figure 98 en fonction de la variable la plus influente (i.e. la variable x dont le x_{50} a servi à départager les individus actifs et passifs).

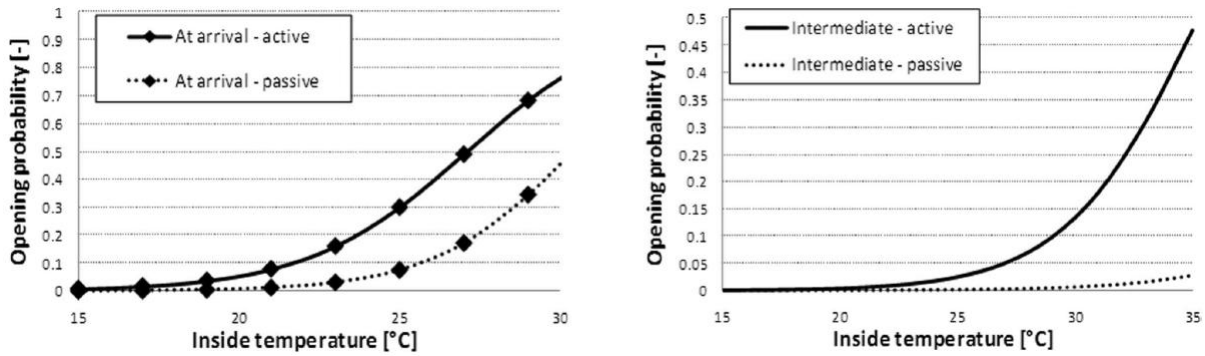


Figure 96 : Probabilités d'ouverture des fenêtres pour les individus actifs et passifs à l'arrivée (à gauche) et durant la période de présence intermédiaire (à droite), en fonction de la température intérieure (variable explicative la plus influente). Source : (Parys et al., 2011)

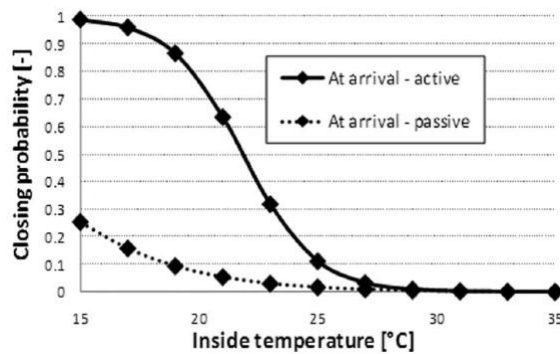


Figure 97 : Probabilités de fermeture des fenêtres pour les individus actifs et passifs à l'arrivée en fonction de la température intérieure (variable explicative la plus influente). Source : (Parys et al., 2011)

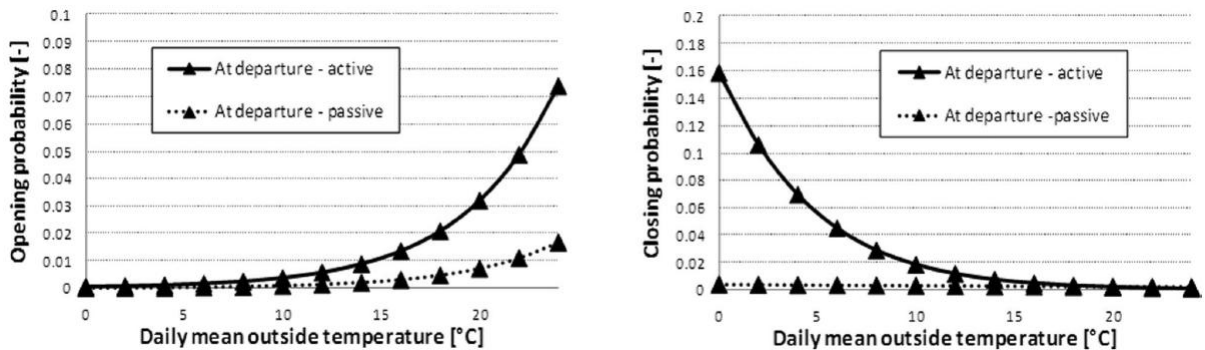


Figure 98 : Probabilités d'ouverture (à gauche) et de fermeture (à droite) des fenêtres pour les individus *actifs* et *passifs* lors d'un départ, en fonction de la température extérieure moyenne journalière (variable explicative la plus influente). Source : (Parys et al., 2011)

4.3.3 Couplage du modèle avec l'outil de simulation

Deux aspects du couplage entre le modèle de gestion des ouvrants par les occupants et le logiciel de STD sont abordés ici : le choix des hypothèses sur les zones et les pièces qui déterminent sur quelles fenêtres un occupant peut agir, et le calcul des débits d'air lorsqu'une fenêtre est ouverte.

4.3.3.1 Présence

Dans la littérature, les couplages entre modèles stochastiques de comportement et outils de simulation énergétique des bâtiments n'ont été effectués que sur des bureaux : Haldi et Robinson

(2011) se sont focalisés sur une cellule, et Parys et al. (2011) ont modélisé un étage comprenant plusieurs pièces modélisées chacune par une zone thermique. Dans les deux cas, la question du lien entre la gestion de la présence et le découpage du bâtiment en zones thermiques ne s'était pas posée. Elle devient par contre de première importance lorsqu'il s'agit d'employer les modèles sur des bâtiments entiers trop vastes pour envisager d'associer une zone à chaque pièce. Dans notre cas, la problématique est complexifiée puisque l'objectif est de proposer un modèle générique couplé à un outil d'aide à la décision. Le modèle se doit alors d'être fonctionnel quel que soit le bâtiment résidentiel ou de bureaux modélisé, sans imposer trop de contraintes à l'utilisateur.

4.3.3.1.1 Cas des bureaux

Dans le cas des bâtiments de bureaux, chaque occupant peut agir uniquement sur les fenêtres de la pièce qui accueille son poste de travail¹⁴⁴. Dans le cas où plusieurs personnes partagent un bureau, toute arrivée dans la pièce est considérée comme une arrivée par le modèle d'ouverture de fenêtres (y compris si quelqu'un est déjà présent), mais seul le départ de la dernière personne présente est vu comme un départ par le modèle. Le nombre d'heures annuel d'ouverture suivant cette hypothèse sur la gestion des arrivées est comparé au nombre d'heures annuel d'ouverture obtenu en ne considérant que les premières arrivées au § 4.3.3.2. Le modèle ayant été calibré uniquement pour des bureaux individuels, aucune donnée ne permet de trancher définitivement pour l'une ou l'autre option. Des mesures ou des enquêtes dans des bureaux partagés permettraient d'améliorer le modèle sur ce point. On pourrait envisager un développement suivant la philosophie des modèles orientés agents, en intégrant des règles d'interaction sociales et/ou des comportements individualisés plus ou moins démocratiques.

4.3.3.1.2 Cas des logements

Pour les logements, la problématique est plus complexe dans la mesure où un habitant n'est pas associé à une pièce mais à cinq « fonctions »¹⁴⁵ qui peuvent correspondre à un nombre variable de pièces et de zones, selon le nombre de pièces, le nombre de membres du ménage¹⁴⁶ et le découpage en zones. Par exemple la cuisine et le séjour peuvent être la même pièce ou bien des pièces différentes regroupées en une seule zone (dans ce cas la fonction de la zone est « séjour + cuisine ») ou bien encore des pièces différentes constituant des zones distinctes. Ce choix de modélisation était dicté par des considérations relatives aux temps de calcul et à l'ergonomie : la saisie d'une zone thermique par pièce et le renseignement par l'utilisateur de la fonction de chaque pièce rendrait l'utilisation du modèle sur des immeubles extrêmement laborieuse. En conséquence de ce choix, si un habitant se trouve dans une zone contenant plusieurs pièces, nous ne sommes pas en mesure de

¹⁴⁴ Cf. § 2.9. Pour rappel, une zone thermique peut contenir plusieurs pièces. Les pièces situées dans les zones « de bureaux » sont identifiées et peuplées automatiquement suivant un processus probabiliste à partir de la densité d'occupation de la zone (fixée par l'utilisateur ou tirée aléatoirement suivant sa distribution de probabilité).

¹⁴⁵ « pièce à vivre », « cuisine », « chambre », « salle de bain », « bureau », cf. § 3.7.1.

¹⁴⁶ Le nombre de membres peut entrer en ligne de compte ; par exemple, si un logement est densément peuplé certains occupants sont amenés à dormir dans le séjour. L'attribution des bureaux dans des pièces dédiées, dans les chambres ou les pièces à vivre dépend également du nombre de membres du ménage.

dire dans quelle pièce de la zone il se situe ; il est susceptible d'ouvrir des fenêtres dans l'ensemble des pièces de la zone.

Considérons les deux cas extrêmes pour illustrer la question. Dans le premier cas, appelé « monozone », le logement est modélisé en une unique zone thermique. Dans le second cas, nommé « multizone », chaque pièce correspond à une zone thermique. Dans le cas monozone, les arrivées et les départs sont peu nombreux, ils coïncident avec les entrées et sorties du logement. Dans le cas multizone deux possibilités sont offertes. On peut se rapporter au cas monozone (on parlera alors d'« équivalent monozone ») en ne considérant que les transitions entre intérieur et extérieur, ou alors considérer chaque déplacement d'une pièce à une autre (dû à un changement d'activité) comme une arrivée pour une zone et un départ pour une autre. Les arrivées et les départs sont plus nombreux dans le second cas donc les probabilités d'actions plus élevées. En revanche, le nombre de fenêtres susceptibles d'être ouvertes est moindre. Il se limite aux fenêtres des zones dans lesquelles les occupants entrent ou desquelles ils sortent. De même lors des périodes de présence (active), si l'on se rapporte au cas monozone un habitant peut actionner l'ensemble des fenêtres du logement, alors que dans le cas multizone, il est limité aux fenêtres de la zone qu'il occupe.

En monozone, il n'y a pas d'alternatives possibles dans le choix de représentation de la présence. La question se pose lorsque l'habitation est divisée en au moins deux zones. Dans ce cas, l'approche multizone bénéficie de la localisation des occupants et semble plus réaliste (les habitants agissent à l'endroit où ils se trouvent). Cependant, une influence forte du choix en matière de « découpage » du logement sur le fonctionnement du modèle d'utilisation des fenêtres pose problème. Par conséquent, nous avons préféré nous rapporter systématiquement à un cas monozone. Par ailleurs, il n'est pas non plus irréaliste de considérer que les occupants ouvrent les fenêtres de pièces inoccupées pour renouveler l'air de leur logement ou le rafraîchir. Dans les salles d'eau notamment (intégrées au modèle bien que la validation du modèle de Haldi et Robinson (2009) pour les habitations n'ait été réalisée que sur des pièces à vivre), l'ouverture a lieu essentiellement hors des périodes de présence. Ne disposant d'aucun résultat de mesures ou d'enquêtes conduisant à privilégier une méthode plutôt qu'une autre, il semble préférable de limiter l'influence de la modélisation du bâtiment relevant de l'utilisateur. Quoi qu'il en soit les deux algorithmes sont implémentés dans le composant couplé au logiciel de STD. Leurs résultats ont été comparés pour la maison I-BB au § 4.3.3.3.2.

Remarque : le réveil d'un occupant est considéré comme une arrivée dans le logement afin que, conformément à la réalité, la probabilité d'ouverture des fenêtres soit plus élevée à ce moment. Le coucher en revanche n'est pas considéré comme un départ.

4.3.3.2 Calcul des débits d'air liés à la gestion des ouvrants

Le calcul des débits d'air par couplage avec un outil de CFD est écarté pour des raisons de capacités et de temps de calcul.

L'alternative utilisée par Haldi et Robinson (2011) consiste à utiliser des corrélations empiriques dans le cas monofaçade tirées de guides pratiques¹⁴⁷. Le débit d'air entrant lors de l'ouverture d'une fenêtre est la somme du débit de ventilation forcé dû au vent (fonction de la surface d'ouverture et

¹⁴⁷ CIBSE, Applications Manual (AM10): Natural ventilation in non-domestic buildings, Chartered Institution of Building Services Engineers

de la vitesse du vent) et du tirage thermique (fonction de la surface, du coefficient de trainée et de la hauteur de l'ouverture ainsi que des températures intérieure et extérieure).

Une méthode plus complexe consiste à modéliser les mouvements d'air dans l'ensemble du bâtiment comme un réseau nodal dont les nœuds (les zones) sont raccordés par des composants (portes, fenêtres, fissures). Un modèle de ce type est intégré dans *COMFIE* (Trocmé, 2009). Il est basé sur les hypothèses du mélange parfait et de la conservation de la masse pour chaque zone du bâtiment. Les débits d'air entre deux zones s'expriment en fonction de la différence de pression (causée par le vent et le tirage thermique) entre ces zones. Plusieurs sortes de connexions aérauliques sont implémentées dont les fissures, les entrées d'air et les grandes ouvertures. Le modèle aéraulique utilise les températures du modèle thermique pour qui les débits d'air sont aussi une donnée d'entrée. Les deux modèles sont donc couplés, via une méthode synchrone, jusqu'à ce qu'un critère de convergence soit atteint. Par rapport aux simples corrélations, ce modèle prend en compte les interactions entre ouvertures au sein d'une zone et les différentes zones elles mêmes ne sont pas indépendantes.

Aucune de ces méthodes n'a été adoptée pour les raisons suivantes :

- Les deux approches précédentes nécessitent de connaître la vitesse du vent (et sa direction pour le modèle nodal). Or ces données nécessitent d'être recalculées pour chaque bâtiment à partir des mesures de la station météorologique la plus proche car elles dépendent fortement de l'environnement immédiat du bâtiment (hauteur, rugosité du terrain, abris ou bien couloirs créés par le relief ou la configuration des bâtiments et des rues...)
- Les taux d'ouvertures des baies sont inconnus. Haldi et Robinson (2011) considèrent un taux de 100 % lorsqu'une fenêtre est ouverte.
- Le modèle nodal exige le renseignement des positions des portes et de leurs états d'ouverture mais ceci ne peut être fait que sur la base d'hypothèses. Le calcul fondé sur les corrélations, quant à lui ne prend pas du tout en compte les mouvements d'air entre zones. Or l'état d'ouverture des portes intérieures définit souvent le caractère monofaçade ou traversant de la ventilation, associé à des débits potentiellement très différents. Des variations du débit du simple au double selon que les portes étaient ouvertes ou non, ont été observées dans une maison individuelle (Favre et al., 2013).
- Le modèle nodal exige le renseignement des coefficients de pression (C_p) des parois du bâtiment pour calculer le débit d'air lié au vent. D'après Trocmé (2009), « une évaluation précise de ce paramètre s'avère être un des points les plus délicats de la modélisation des mouvements d'air dans les bâtiments »¹⁴⁸. Les corrélations monofaçades utilisées par Haldi et Robinson (2011) sont indépendantes de la forme du bâtiment et de l'orientation de ses façades par rapport au vent.
- Le modèle nodal accroît les temps de calculs qui sont pour nous une contrainte forte, puisque la méthode de Monte-Carlo exige la réalisation d'un grand nombre de simulations.

La non-connaissance ou la connaissance très imparfaite de paramètres clés induit une incertitude élevée sur les débits calculés. En particulier dans l'approche par les corrélations qui sont

¹⁴⁸ L'approche la plus répandue consiste à utiliser les bases de données de l'AIVC (*Air Infiltration and Ventilation Center*), qui classe les bâtiments suivant leurs formes, leurs dimensions et la nature du terrain environnant. Des modèles numériques permettent également d'obtenir une approximation des coefficients de pression, notamment *CPCALC+* et *Cp-Generator* (pgen.bouw.tno.nl/cp/).

elles-mêmes approximatives¹⁴⁹. Par conséquent, dans la méthode retenue, une valeur de débit est allouée directement lorsqu'une fenêtre est ouverte en multipliant la surface de la baie par un coefficient tiré aléatoirement. Ainsi le rapport de proportionnalité entre débit et dimension de la fenêtre – présent dans toutes les corrélations liant le débit au vent ou à un l'écart de température intérieur/extérieur – est conservé, tandis que les incertitudes sur le vent, l'angle d'ouverture et la position des portes intérieures sont regroupées dans un unique coefficient. Le débit Q_i entrant lorsqu'une fenêtre de surface totale A_i est ouverte s'exprime en fonction du coefficient $CIDF_i$ (Coefficient Incertitude Débit Fenêtre) par :

$$Q_i = CIDF_i \cdot A_i \quad (4.11)$$

L'évolution du débit lorsque plusieurs fenêtres d'un bâtiment sont ouvertes simultanément dépend de leurs positions relatives (différence de hauteur, sur la même façade ou sur des façades opposées, etc.) ainsi que des conditions de vent et de température. De manière générale il semble que les débits sont sous-additifs. En première approche ce phénomène est négligé et le débit total Q est exprimé par $Q = \sum_i Q_i$.

Le choix de l'intervalle de valeurs du coefficient $CIDF$ s'appuie sur les résultats recensés dans la littérature, regroupés dans le Tableau 32. On notera que toutes les tentatives de quantification des débits d'air liés à l'ouverture des fenêtres ont ciblé des logements. Cela tient sans doute à la problématique de la qualité de l'air et des moisissures qui y est plus préoccupante que dans les bâtiments de bureaux, généralement équipés de systèmes de ventilation mécanique. Nous supposons que les résultats sont extrapolables et par conséquent les valeurs retenues valent pour les deux types de bâtiment.

¹⁴⁹ Pour approfondir le sujet, une discussion détaillée des différentes corrélations monofaçades existantes est proposée dans la thèse de Marcello Caciolo (2010) (pages 9 - 12).

Tableau 32 : Résumé de l'état de l'art des mesures de débits d'air liés à l'ouverture des fenêtres dans les logements

Source	Mesures	Traduction en termes de renouvellement d'air lié aux fenêtres (volume/h notés h^{-1})
(Dick et Thomas, 1951)	Deux hivers, 28 maisons habitées en Angleterre	+ 1 h^{-1} lorsque les occupants étaient présents (attribué aux ouvertures de fenêtres)
(Roulet et Scartezzini, 1987)	12 jours, une maison individuelle en Suisse	+ 0,22 h^{-1} en moyenne lorsqu'au moins une fenêtre était ouverte
(Traynor et al., 1988)	2 maisons jumelées en Albanie	+ 1 h^{-1} lorsque toutes les fenêtres étaient ouvertes simultanément de 1 cm
(Kvisgaard et Collet, 1990)	Une semaine, 28 logements danois dont 17 ventilés naturellement	+ 1 h^{-1} quand les occupants étaient autorisés à ouvrir (selon le protocole)
(Howard-Reed et al., 2002)	2 ans, 2 maisons individuelles habitées aux E.-U. (Virginie et Californie),	De + 0,03 à + 0,80 h^{-1} pour une maison et de + 0,12 à + 1,30 h^{-1} pour l'autre lors de l'ouverture d'une fenêtre ou d'une porte extérieure. De + 0,10 à + 2,80 h^{-1} dans une maison et de + 0,49 à + 1,70 h^{-1} dans l'autre, si plusieurs fenêtres sont ouvertes simultanément
(Wallace et al., 2002)	1 an, 1 maison individuelle habitée aux E.-U.	+ 0,5 h^{-1} en moyenne lorsqu'une fenêtre était ouverte + 1,1 h^{-1} en moyenne lorsque plusieurs fenêtres étaient ouvertes

La configuration de la maison, l'ouverture ou la fermeture des portes intermédiaires et les conditions de températures et de vent expliquent l'importance des variations observées. A partir des résultats de Roulet et Scartezzini (1987), Howard-Reed et al. (2002) et Wallace et al. (2002), nous considérons un débit compris entre 0,05 et 1,0 h^{-1} lorsqu'une fenêtre est ouverte. Les volumes des maisons étudiées dans ces travaux sont d'environ 450 m^3 en moyenne, les débits en m^3/h correspondants sont donc compris entre 22 et 500 m^3/h pour une fenêtre. La surface moyenne d'une fenêtre étant estimée à 1,8 m^2 , on en déduit que notre coefficient *CIDF* est compris entre 12 et 275 m/h.

La non prise en compte des températures néglige l'équilibrage thermique entre l'air intérieur et l'air extérieur et la décroissance du débit qui en résulte. Cet effet est tempéré par le fait que la durée d'ouverture est plus faible quand la température extérieure est basse (cf. équation 4.6).

Nous présentons au § 4.3.3.4 un résultat indiquant que l'hypothèse sur le débit d'air entrant affecte peu les besoins de chauffage, ce qui justifie l'usage de notre méthode simplifiée, très peu coûteuse en temps de calcul.

4.3.3.3 Analyse des hypothèses de modélisation

4.3.3.3.1 Recours à la méthode de Monte-Carlo

Cette partie constitue la première occasion d'évoquer un point essentiel des analyses de sensibilité menées sur les modèles stochastiques. Lorsque l'on souhaite étudier l'influence d'un paramètre en lui fixant différentes valeurs, un grand nombre de facteurs continuent de varier

indépendamment. Si par exemple on impose une valeur du coefficient *CIDF*, le nombre d'occupants, leurs caractéristiques, leurs scénarios de présences et leurs actions ne sont en revanche pas figés. Par conséquent deux simulations successives ayant le même *CIDF* conduiront à des sorties différentes. L'influence du paramètre étudié ne peut être isolée et évaluée qu'en ayant suffisamment parcouru l'ensemble de l'espace des entrées. Ceci est réalisé grâce à la méthode de Monte-Carlo. La valeur de la sortie associée à la valeur du paramètre (p.ex. les besoins de chauffage du bâtiment associés à une valeur de *CIDF*) est l'espérance de la sortie, approximée par sa moyenne après un nombre suffisant d'évaluations. Le nombre d'évaluations nécessaire a été estimé empiriquement à 250.

4.3.3.2 Gestion de la présence dans les logements

L'influence d'une gestion « équivalent monozone » de la présence par rapport à une gestion multizone est étudiée sur l'exemple de la maison I-BB. Conformément à la méthode expliquée au paragraphe précédent, deux séries de 250 simulations ont été conduites. Dans la première série, les entrées et départs sont considérés zone par zone et les occupants ne peuvent ouvrir que les fenêtres de la zone dans laquelle ils se trouvent. Dans la seconde série, seules les transitions entre intérieur et extérieur sont comptabilisées comme des arrivées ou des départs et les occupants sont susceptibles d'ouvrir n'importe quelle fenêtre du logement lorsqu'ils sont présents. Si une fenêtre est ouverte ou fermée dans une pièce inoccupée, cela revient à supposer qu'un déplacement bref, de durée négligeable devant le pas de temps, a été effectué par un occupant depuis la zone où il se situait. Le calcul thermique est par contre effectué en multizone (11 zones pour la maison I-BB, cf. § 4.1.2), indépendamment du mode de gestion de la présence.

Les deux hypothèses sont comparées en termes de :

- moyenne du nombre d'heures d'ouverture sur une année ;
- moyenne du nombre d'heures d'ouverture en période de chauffe ;
- moyenne du nombre d'heures d'ouverture hors période de chauffe ;
- durée moyenne d'une ouverture ;
- durée moyenne d'une ouverture en période de chauffe ;
- durée moyenne d'une ouverture hors période de chauffe.

Puisqu'il s'agit du premier appel à la méthode de Monte Carlo pour obtenir l'espérance d'une grandeur, la convergence est illustrée sur la Figure 99. En l'occurrence la grandeur est le nombre d'heures moyen annuel d'ouverture des fenêtres. Elle est évaluée dans les deux cas de gestion de la présence : multizone et « équivalent monozone ». 50 simulations suffisent à approcher l'espérance mais nous verrons que 250 ne sont pas superflues pour estimer d'autres sorties (chapitre 6).

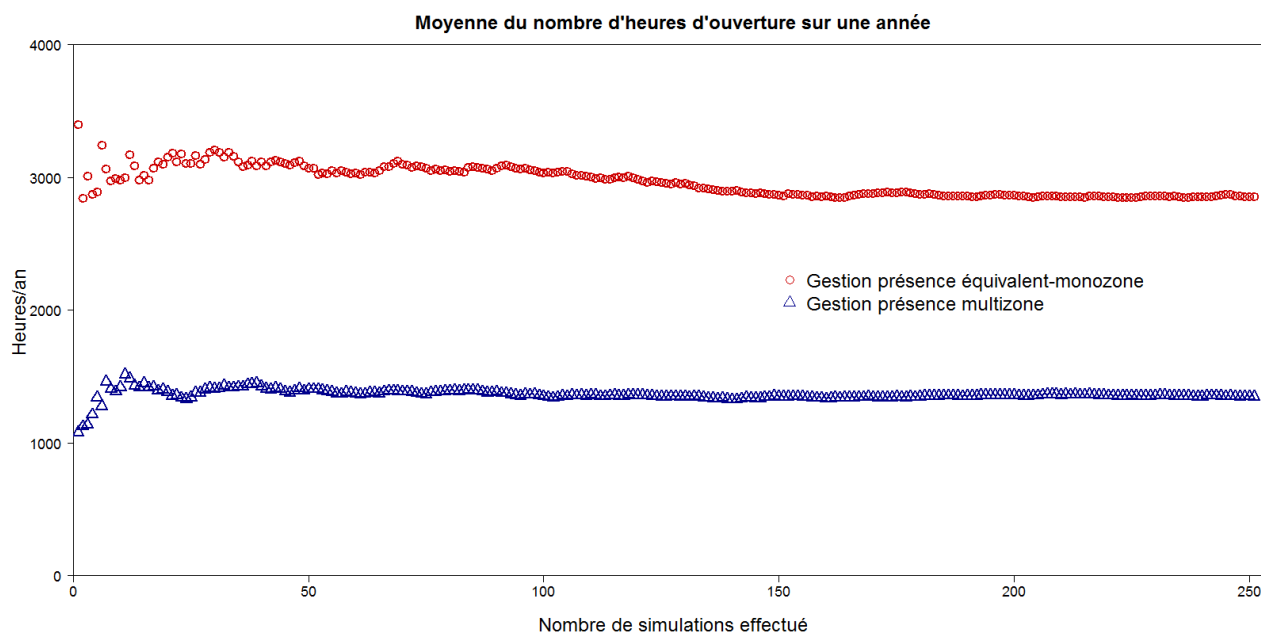


Figure 99 : Convergence du nombre d'heures moyen annuel d'ouverture des fenêtres suivant une gestion de la présence multizone (triangles bleus) ou « équivalent-monozone » (cercles rouges)

Le comparatif entre gestion multizone et « équivalent monozone » est récapitulé dans le Tableau 33.

Remarque : Les moyennes de nombres d'heures d'ouverture (total, en et hors période de chauffe) sont des moyennes pour toutes les fenêtres de la maison au cours d'une simulation. L'écart-type présenté est l'écart-type entre les moyennes obtenues pour l'ensemble des 250 simulations (et non l'écart-type entre les durées d'ouvertures des différentes fenêtres).

Tableau 33 : Comparaison des hypothèses de gestion de la présence, monozone ou multizone

	Espérance		Ecart-type	
	Monozone	Multizone	Monozone	Multizone
Moyenne du nombre d'heures d'ouverture sur une année en h	2 854	1 347	1 000	545
Moyenne du nombre d'heures d'ouverture en période de chauffe en h	88	15	143	14
Moyenne du nombre d'heures d'ouverture hors période de chauffe en h	2 752	1 332	948	542
Durée moyenne d'une ouverture en h	10,6	9,4	2,9	2,5
Durée moyenne d'une ouverture en période de chauffe en h	1,4	0,9	0,6	0,6
Durée moyenne d'une ouverture hors période de chauffe en h	12,1	10,0	3,1	2,6

Le premier élément qui apparaît, déjà mis en évidence sur la Figure 99, est la différence importante en termes de moyenne du nombre d'heures d'ouverture sur une année. Il est à peu près deux fois plus élevé en « équivalent monozone » qu'en multizone avec 2 854 heures par an contre 1 347 heures, soit 32 % du temps contre 11 %. Compter plus d'arrivées (associées à des probabilités d'ouverture élevées) en multizone ne compense donc pas le fait que les occupants agissent uniquement sur les fenêtres de la zone dans laquelle ils se situent. Il nous est impossible pour l'instant de savoir laquelle de ces valeurs est la plus réaliste. Peu de sources dans la littérature font

état de mesures de durées d'ouvertures de fenêtres dans des habitations. La seule dont nous disposons fournit une valeur de 10,2 % dans un appartement suisse et 28,4 % dans une résidence au Japon (Schweiker et al., 2011). Nous ne pouvons réellement tirer de conclusion à partir d'un échantillon aussi restreint étant données les influences du climat, du bâtiment et de la variété des comportements occupants. Dans le cas « équivalent monozone » par exemple, l'écart-type entre simulations (dû aux caractéristiques et aux comportements divers des habitants) sur la moyenne du nombre d'heures d'ouverture sur une année est de 1 000 heures. La durée minimale est de 809 h et la durée maximale de 5 275 h, soit respectivement 9 % et 60 % de l'année. Cette diversité résulte des comportements actifs et passifs attribués aux ménages ainsi que des différences de consignes de température et d'apports internes d'une simulation à l'autre¹⁵⁰.

Afin d'étudier plus en détail les conséquences de l'écart constaté en termes de nombre d'heures d'ouverture, la période de chauffe a été distinguée du reste de l'année. Elle ne correspond pas, suivant la définition courante, aux mois de l'année durant lesquels le chauffage est susceptible de fonctionner mais est détectée par l'algorithme. Dans un logement, un pas de temps est supposé appartenir à la période de chauffe si la puissance de chauffage a été non nulle sur au moins un pas de temps précédent de la journée en cours ou un pas de temps de la veille¹⁵¹. L'idée est de mieux juger de l'impact des ouvertures de fenêtres sur la consommation de chauffage en identifiant les ouvertures qui se produisent lorsque le système de chauffage est actif. Nous avons préféré comptabiliser les ouvertures lorsque le chauffage fonctionne plutôt qu'en fonction d'un seuil de température extérieure (par exemple 19°C) parce que les consignes de chauffage ne sont pas les mêmes d'une simulation à l'autre et par conséquent, la période de chauffe non plus. Sur les 250 simulations, elle dure en moyenne 111 jours par an avec un écart-type de 49 jours.

L'écart entre « équivalent monozone » et multizone en termes de nombre d'heures d'ouverture en période de chauffe est plus élevé relativement, que l'écart moyen sur l'année, avec 88 h en « équivalent monozone » et 15 h en multizone, soit respectivement 79 et 14 min par jour en période de chauffe. En revanche, les nombres d'heures d'ouverture sont faibles rapportés à l'année complète (3 % en « équivalent monozone » et 1 % en multizone). Le modèle génère peu d'ouvertures lorsque la température extérieure est faible.

Pour les deux modes de gestion de la présence, les écarts-types sur les nombres d'heures d'ouverture en période de chauffe sont élevés par rapport aux espérances (Tableau 37). Ils valent respectivement 143 et 14 h par an (soit 77 min/jour et 8 min/jour en période de chauffe) pour une gestion « équivalent monozone » et multizone. Les durées des cycles d'ouvertures sont moins dispersées avec un écart-type de 0,6 h dans les deux cas, pour des espérances de 1,4 et 0,9 h respectivement en « équivalent monozone » et multizone. La diversité en termes de nombres d'heures d'ouverture sur la période de chauffe provient donc essentiellement du nombre de cycles d'ouvertures et non de leur durée.

La durée moyenne d'une ouverture est de 10,6 h en « équivalent monozone » contre 9,4 h en mode multizone. Le résultat est logique, les ouvertures sont plus fréquemment interrompues en mode multizone puisque chaque sortie d'une zone correspond à un « départ ». Quel que soit le choix

¹⁵⁰ Les simulations sont réalisées avec le modèle complet intégrant le modèle de consigne de la section 4.6 et le modèle de simulation des usages électriques de la section 1 du chapitre 5.

¹⁵¹ On considère les 3 jours précédents pour les bureaux afin d'éviter la perturbation du week-end.

de modélisation de la présence, la durée moyenne d'un cycle d'ouverture est globalement élevée. Elle varie fortement suivant la saison comme le révèle l'isolement de la période de chauffe. Les ouvertures sont longues en mi-saison et en été (les fenêtres restent fréquemment ouvertes toute la journée ou toute la nuit) mais elles sont de l'ordre d'une heure en moyenne lorsque le chauffage fonctionne. Cet effet de la dépendance de la durée à la température extérieure (4.6) explique en partie pourquoi le nombre d'heures d'ouverture est faible en période de chauffe.

Des mesures effectuées dans quatre bâtiments résidentiels collectifs situés en région lyonnaise, dans la Drôme et en Haute Savoie font état de durées d'ouvertures en période de chauffe supérieures à celles obtenues par le modèle (Enertch, 2102; Enertech, 2010, 2012a, 2012b). En moyenne sur les mois de janvier et février, les menuiseries suivies dans les séjours, les chambres et les cuisines, sont ouvertes respectivement 161 , 113, 20 et 265 min/jour pour chacun des quatre bâtiments. La diversité entre logements est importante dans les trois cas. La valeur de 265 minutes par jour, particulièrement élevée, est imputée à une utilisation des fenêtres visant à réguler une chaleur excessive (plus de 22 °C en moyenne pendant la période de chauffe malgré les ouvertures de fenêtres). La Figure 100 présente les boxplots des nombres d'heures d'ouverture journaliers en période de chauffe pour les deux modes de gestion de la présence sur 250 simulations et pour les 3 bâtiments instrumentés. On y lit, pour le mode « équivalent monozone », que la durée moyenne sur une simulation a été au minimum de 0 min/jour, qu'elle a été inférieure à 5 min/jour dans 25 % des simulations, inférieure à 17 min/jour dans 50 % des simulations et inférieure à 40 min/jour dans 75 % des simulations. La valeur maximale, non représentée pour ne pas « tasser » la figure s'élève à 520 min/jour.

Remarques :

- La définition de la période d'analyse diffère entre le modèle (détection d'une puissance de chauffage récente) et les mesures (mois de janvier et février). Vraisemblablement, la période de chauffe du modèle inclut des journées plus douces, donc plus propices aux ouvertures, que la période froide des mesures.
- Le fichier météo utilisé (Mâcon) correspond à la zone géographique des bâtiments 3 et 4 et les autres bâtiments se situent dans des zones proches.
- Les bâtiments 3 et 4 qui se situent dans la même ville et ont été instrumentés la même année (2012) présentent les durées d'ouverture moyennes les plus éloignées. Cela souligne, si besoin, la nécessité de prendre en compte les températures extérieure et intérieure.

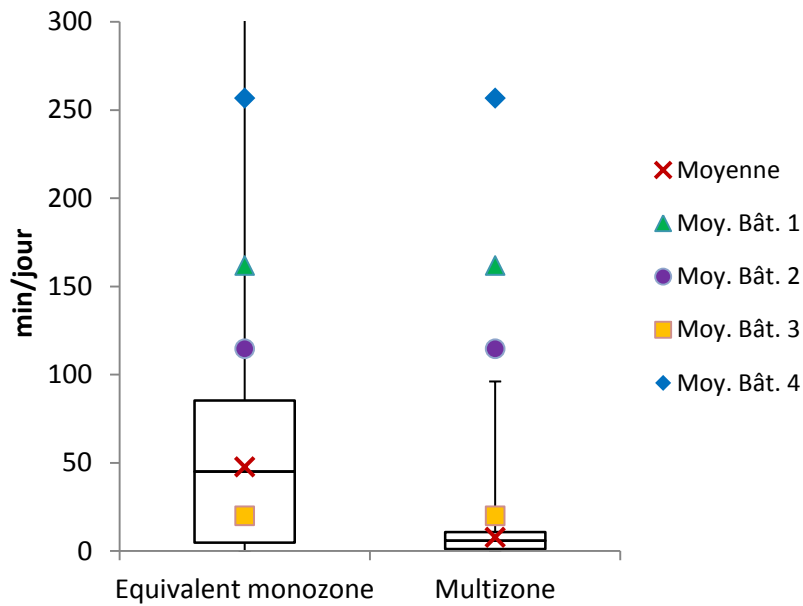


Figure 100 : Dispersion des durées d'ouvertures journalières moyennes en période de chauffe sur 250 simulations et comparaison avec les moyennes mesurées dans quatre bâtiments résidentiels collectifs.

Les moyennes des simulations sont inférieures aux moyennes mesurées à l'exception du bâtiment 3 et du modèle « équivalent monozone ». Cependant, il est délicat de tirer des conclusions quand au réalisme des deux modèles, étant donnée la dispersion des résultats des mesures. Les différences entre les fenêtres sur chacun des quatre bâtiments sont visibles sur la Figure 101. La comparaison porte sur les menuiseries prises individuellement, alors que les résultats des modèles sur la figure étaient présentés en moyenne par simulation pour l'ensemble des fenêtres de la maison I-BB.

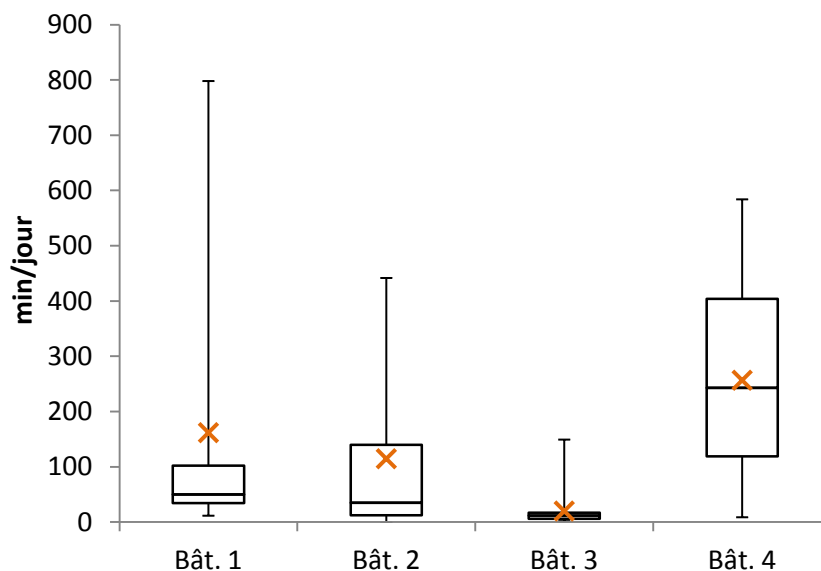


Figure 101 : Boxplots des durées d'ouvertures des fenêtres pour les quatre bâtiments instrumentés. Les moyennes sont représentées par les croix oranges.

L'écart entre valeurs moyennes et médianes indique que certaines valeurs élevées tirent les moyennes à la hausse pour les bâtiments 1 et 2. Elles sont dues à une minorité de logement (un sur quatre dans le bâtiment 1 et deux sur cinq dans le bâtiment 2) pour lesquels les fenêtres sont ouvertes plusieurs heures par jour, tandis que la durée « classique » dans les autres logements est de

l'ordre de 20 à 30 min. Cette durée est comparable à la durée moyenne observée pour les 10 logements du bâtiment 3. Les quatre logements du bâtiment 4 font état de durées d'ouverture nettement supérieures mais homogènes entre appartements, indiquant une cause commune aux comportements observés. Si l'on considère que la durée « normale » d'ouverture des fenêtres en période de chauffe est de 20-30 min, les deux modes de gestion de la présence en sont à égale distance. Ceci étant, la définition d'une norme n'est pas de notre ressort et les résultats dans l'ensemble indiquent que le modèle, notamment en gestion multizone, sous-estime les durées d'ouverture en période de chauffe.

Ces résultats suggèrent une difficulté du modèle à représenter certains comportements spécifiques des logements. D'après des enquêtes de terrain, l'ouverture des fenêtres à des moments précis de la journée relève d'une habitude solidement ancrée chez certains ménages. Indépendamment de l'efficacité du système de renouvellement d'air et de la température extérieure, ils ouvrent les fenêtres pour aérer quand ils cuisinent par exemple (BrisePierre, 2011; Renaud, 2012). L'intégration de ces aspects, permise par la connaissance des activités, constitue une perspective majeure d'évolution du modèle dans le cas de logements. Il s'agirait d'associer des probabilités d'ouverture ou de fermeture spécifiques à certains activités. Elles devraient être fortement différenciées entre ménages pour refléter des comportements archétypaux du type « ouverture systématique après la cuisine » ou bien « ouverture systématique au réveil ». Identifier ces comportements et évaluer leur représentativité serait un gain considérable pour les modèles. Des déterminants sociodémographiques pourraient être recherchés mais la tâche s'annonce délicate.

Les longues durées d'ouvertures mesurées en période de chauffe peuvent aussi relever d'une préférence, chez certains habitants, de températures plus faibles que la moyenne. Si ce comportement est observé dans de nombreux immeubles, il faut peut être envisager à l'avenir d'introduire une isolation dans les parois intérieures pour favoriser l'inhomogénéité des températures entre logements. Des habitants gardent aussi leurs fenêtres ouvertes en hiver par insouciance ou méconnaissance des impacts énergétiques. Les campagnes de sensibilisation et l'individualisation des frais de chauffage¹⁵² sont une réponse partielle à ces pratiques délétères. Les ouvertures de fenêtres prolongées en hiver résultant d'une recherche de confort ou de négligences sont délicates à intégrer dans le modèle. Une solution serait de définir des catégories plus nombreuses allant de « très passif » à « très actif » afin de représenter des comportements plus « extrêmes ». Les catégories seraient basées par exemple sur les déciles au lieu des quartiles des x_{50} des modèles logit (cf. §4.3.2.3). Toutefois il ne faut pas perdre de vue que cette option requiert de larges échantillons de données. Il semble possible d'améliorer le modèle plus simplement en redéfinissant les parts des catégories *actifs* et *passifs*. Faute de données permettant de calibrer leurs probabilités respectives pour les logements, les probabilités calibrées sur les données du LESO-PB (cf. § 4.3.2.3) seraient conservées mais la part d'utilisateurs *actifs*, ouvrant souvent les fenêtres, serait accrue.

Les résultats obtenus lorsque la catégorie d'occupants est fixée sont présentés dans le Tableau 34. Les différences sont significatives notamment en période de chauffe. Avec 248 h en moyenne sur cette période (138 min/jour) la catégorie *actifs* se rapproche des moyennes des bâtiments 1 et 2 (161

¹⁵² Des réserves sont émises au sujet de l'individualisation des frais de chauffage par Andersen (2014), qui observe que des personnes en situation de précarité économique sous-chauffent leurs logements dans des conditions pouvant porter atteinte à leur santé, pour réaliser des économies.

et 113 min respectivement). Les durées d'ouvertures inférieures hors période de chauffe pour cette catégorie indiquent que les occupants ouvrent à des périodes plus froides pour lesquelles les durées d'ouvertures sont plus courtes (équation 4.6).

Tableau 34 : Influence de la catégorie d'occupants sur les ouvertures de fenêtres

	Passifs	Moyens	Actifs
Moyenne du nombre d'heures d'ouverture sur une année en h	2 184	2 350	3 843
Moyenne du nombre d'heures d'ouverture en période de chauffe en h	15	48	248
Moyenne du nombre d'heures d'ouverture hors période de chauffe en h	2 169	2 302	3 595
Durée moyenne d'une ouverture en h	13,5	11,2	8
Durée moyenne d'une ouverture en période de chauffe en h	1,0	1,4	1,7
Durée moyenne d'une ouverture hors période de chauffe en h	14,4	12,6	10,1

Remarque : Nous avons fait l'acquisition des données portant sur l'état d'ouverture de fenêtres (contacts de feuillure) pour deux bâtiments évoqués ci dessus (Enertech, 2010, 2012a) ainsi que pour un bureau partagé d'un bâtiment tertiaire. Nous n'avons malheureusement pas eu le temps de les exploiter car il ne s'agissait pas d'un objectif prioritaire de cette thèse. Les mesures comprennent 13 fenêtres appartenant à des pièces diverses (séjours, cuisines, chambres) d'un immeuble résidentiel, 2 fenêtres d'un bureau partagé, et 12 fenêtres (séjours, cuisines et chambres) d'un second bâtiment résidentiel. Elles portent sur une année complète avec une résolution de 10 minutes. Elles incluent les données météo locales (température, hygrométrie, rayonnement solaire) ainsi que les températures et l'hygrométrie intérieures (parfois le CO₂). En revanche la présence n'est pas connue pour le bureau. Il n'est donc pas possible de réaliser une validation croisée aveugle du type de celle entreprise entre Haldi et Robinson d'une part et Schweiker et Shukuya de l'autre (Schweiker et al. 2011), puisque sans la présence (les auteurs précédents l'avaient modélisé dans les habitations grâce à un questionnaire dédié), le modèle ne peut pas être calibré. C'est notamment pour cette raison que l'exploitation de ces données a été repoussée. Le travail à réaliser consisterait à simuler les trois bâtiments avec les modèles de comportement (dont la présence) et les données météo mesurées, puis à comparer les résultats obtenus avec les mesures. A défaut de validation, l'analyse de l'adéquation entre simulations (sous diverses hypothèses) et mesures serait déjà riche d'enseignements.

Le choix de modélisation « équivalent monozone » ou multizone affecte les besoins de chauffage, mais dans des proportions relativement faibles (Figure 102).

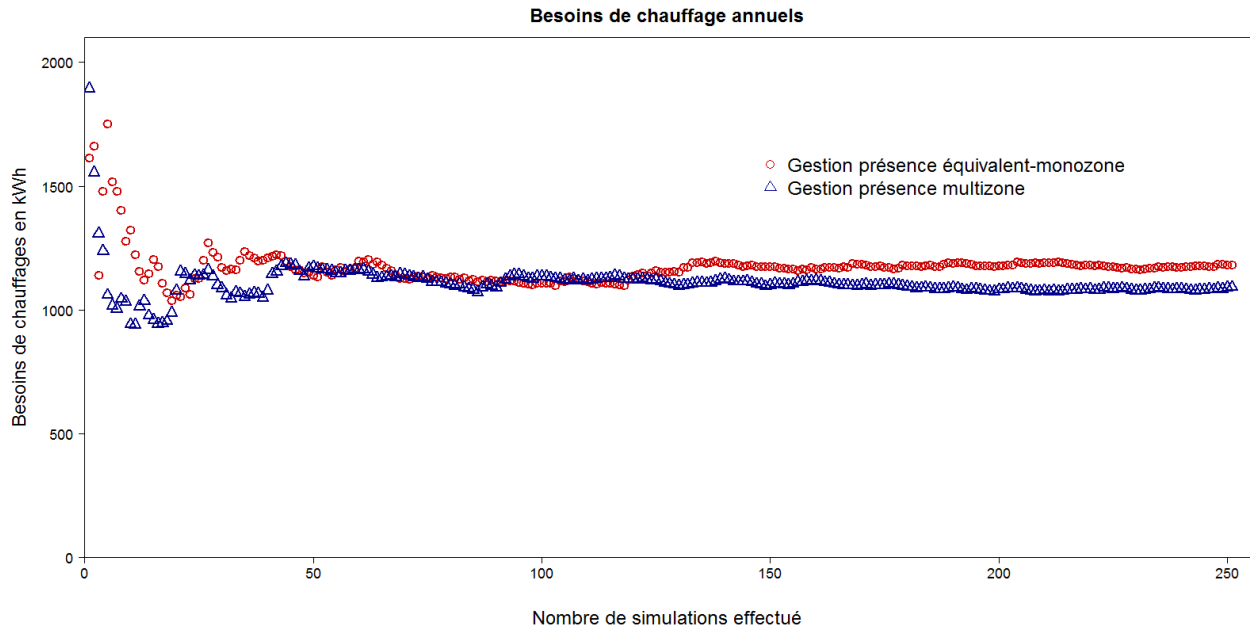


Figure 102 : Besoins de chauffage annuels de la maison I-BB suivant le mode de modélisation de la présence

Les besoins annuels sont de 1 181 kWh et 1 092 kWh respectivement suivant les modes « équivalent monozone » et multizone. L'écart relatif d'environ 10 % est à relativiser à la lumière de la faiblesse des besoins de cette maison passive. Rapporté aux 89 m² de surface habitable, l'écart ne représente que 1 kWh/m². Les besoins annuels de chauffage sans la prise en compte des ouvertures par les occupants sont 1020 kWh en moyenne, soit 11,5 kWh/m². Par rapport à cette consommation, la prise en compte de l'ouverture des fenêtres induit une augmentation de 16 % et 7 % respectivement avec les modèles « équivalent monozone » et multizone. Bien que les ouvertures en période de chauffe prédites soient peu nombreuses, la gestion des fenêtres apparaît comme un des facteurs explicatifs des écarts constatés entre prédictions des besoins par les logiciels de STD simulations et consommations réelles.

Par la suite, les calculs sur la maison I-BB seront réalisés suivant la convention multizone, bien qu'en l'état actuel nous ne soyons pas en mesure d'affirmer qu'elle est plus ou moins réaliste que la convention « équivalent-monozone ».

4.3.3.3 Problématique des durées de cycles d'ouverture et de l'extrapolation des modèles

Les cycles d'ouverture sont longs en moyenne pour la maison I-BB mais restent réalistes. Cependant, les simulations réalisées sur le bâtiment Bureaux IZUBA Energies révèlent des ouvertures anormalement longues, de 18,2 heures en moyenne (avec des moyennes respectives de 3,8 h et 22,6 h en et hors période de chauffe). Nous avons donc cherché à identifier s'il s'agissait d'une inadéquation du modèle à des conditions de climat et d'ambiance intérieure différentes de celles pour lesquelles il avait été calibré¹⁵³. En effet, les durées d'ouvertures prédites sont d'autant plus longues que la température extérieure est élevée (Figure 103).

¹⁵³ Pour rappel la maison I-BB et le bâtiment Bureaux IZUBA Energies sont simulés avec les fichiers météo réglementaires de Macon et Carpentras respectivement, tandis que le modèle initial a été calibré à partir de mesures réalisées à Lausanne en Suisse.

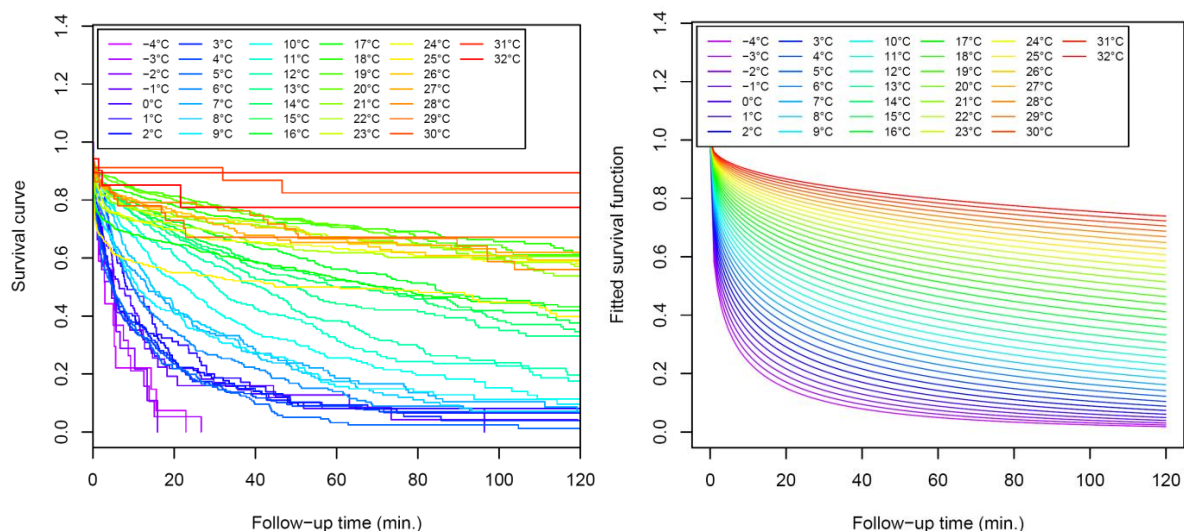


Figure 103 : Fonction de survie¹⁵⁴ des ouvertures, mesurées au LESO-PB (à gauche) et modélisées (à droite), en fonction de la température extérieure à l’instant de l’ouverture. Source : Haldi (2010)

Lorsque la température extérieure est élevée, il y a de très fortes probabilités pour que la durée prédite dépasse 120 min (pour 32 °C par exemple, la probabilité est de 0,8 environ). Au delà de 120 min les asymptotes des fonctions de survie sont proches de l’horizontale donc, en l’absence de bornes, le modèle prévoit des cycles d’ouverture potentiellement très longs sous des climats chauds. Logiquement, nombre d’entre eux devraient être interrompus lors du départ des occupants, mais la probabilité de fermeture lors d’un départ est elle même fonction de la température extérieure moyenne journalière. La Figure 104 présente :

- les probabilités de fermeture lors d’un départ obtenues par régression logistique en fonction de la température extérieure moyenne journalière pour chaque bureau du LESO-PB (a) ;
- les probabilités de fermeture lors d’un départ mesurées pour l’ensemble des bureaux du LESO-PB, en fonction de la température extérieure moyenne journalière et de la température intérieure (b).

¹⁵⁴ Soit D la variable aléatoire « durée d’ouverture ». La fonction de survie S_D est définie pour toute durée d par $S_D(d)=\text{probabilité}(D \geq d)$.

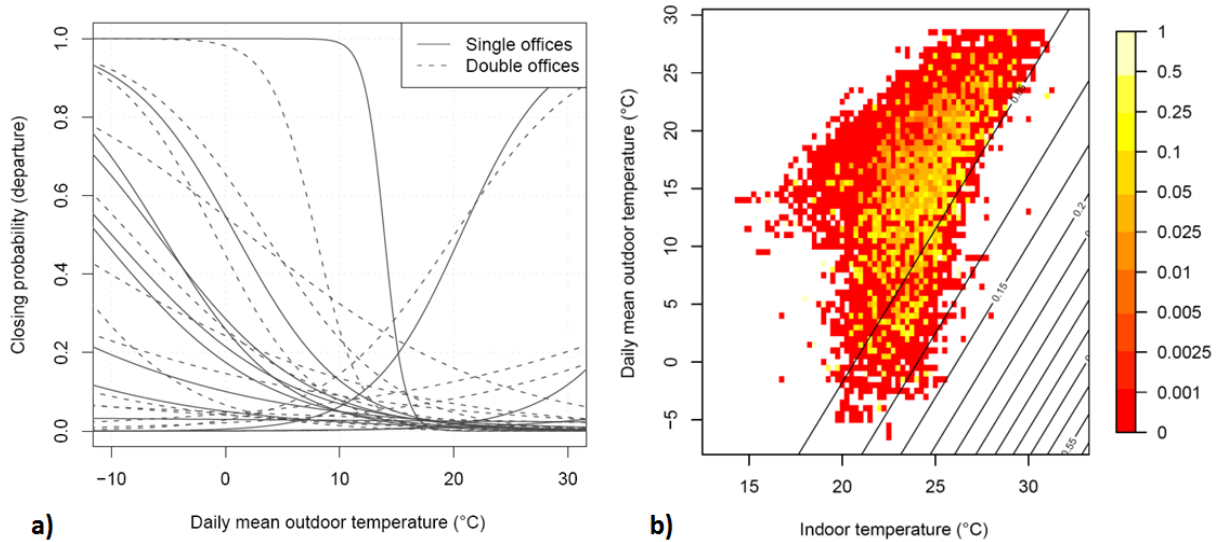


Figure 104 : Probabilités de fermeture lors d'un départ obtenues par régression logistique en fonction de la température extérieure moyenne journalière pour chaque bureau du LESO-PB (a) ; probabilités de fermeture (indiquées par une graduation en couleur) lors d'un départ mesurées pour l'ensemble des bureaux du LESO-PB, en fonction de la température extérieure moyenne journalière et de la température intérieure (b). Source : Haldi (2010)

D'après la Figure 104 (a) les probabilités de fermeture lors d'un départ sont inférieures à 0,50 pour une majorité d'individus, dès lors que la température moyenne journalière dépasse 0°C. La Figure 104 (b) fournit des informations complémentaires. On peut y lire des probabilités de fermeture très faibles à la verticale d'une température intérieure de 21°C qui correspond à une consigne de chauffage usuelle, quelle que soit la température extérieure.

Nous avons représenté sur les figures 105 à 107 la probabilité de fermeture lors d'un départ, en fonction de la température extérieure moyenne journalière, pour les différentes catégories d'occupants. Pour rappel, $f_{abs,next}$, est un booléen indiquant une absence à venir d'au moins 8 h et f_{GF} est un booléen qui indique que la fenêtre n'est pas située au rez-de-chaussée. Pour les occupants de type *moyens*, la probabilité de fermeture n'excède 0,5 que dans le cas où la température intérieure est de 30°C et la température extérieure moyenne journalière inférieure à -5 °C. Pour les occupants *passifs*, les probabilités sont plus élevées notamment pour les départs qui précèdent une absence d'au moins 8 h. Elles diminuent tout de même rapidement lorsque la température extérieure moyenne journalière augmente. Les probabilités de fermeture lors d'un départ pour les occupants *actifs* sont très faibles quelle que soit la configuration. Le fait d'avoir associé ces comportements en termes de fermetures à des ouvertures fréquentes au sein de la catégorie des individus *actifs* produit sans doute une surreprésentation de comportements extrêmes.

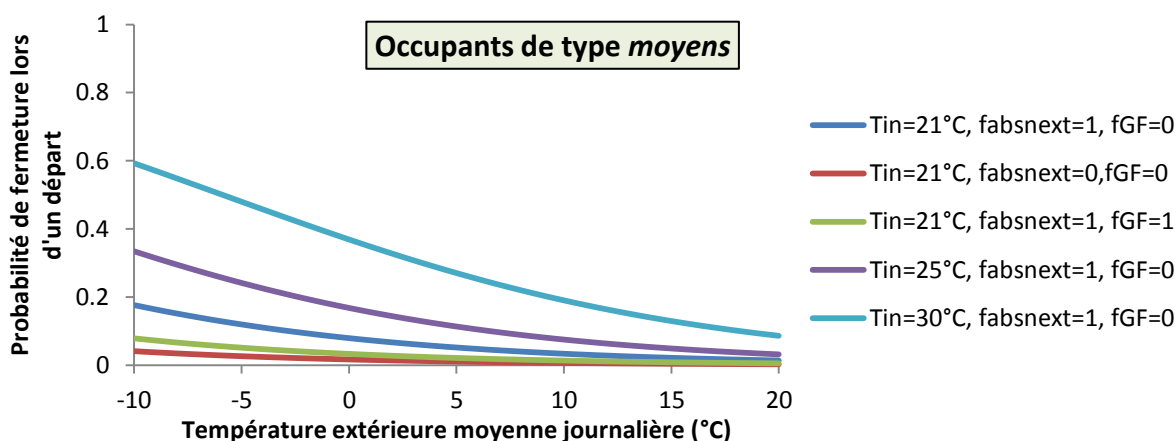


Figure 105 : Probabilités de fermeture lors d'un départ pour les occupants *moyens* en fonction de la température extérieure moyenne journalière dans différentes configurations

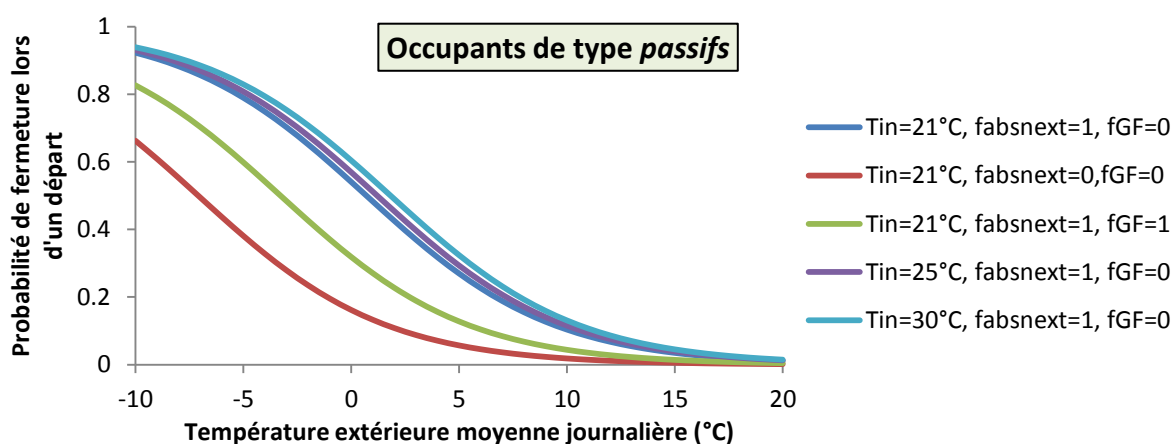


Figure 106 : Probabilités de fermeture lors d'un départ pour les occupants *passifs* en fonction de la température extérieure moyenne journalière dans différentes configurations

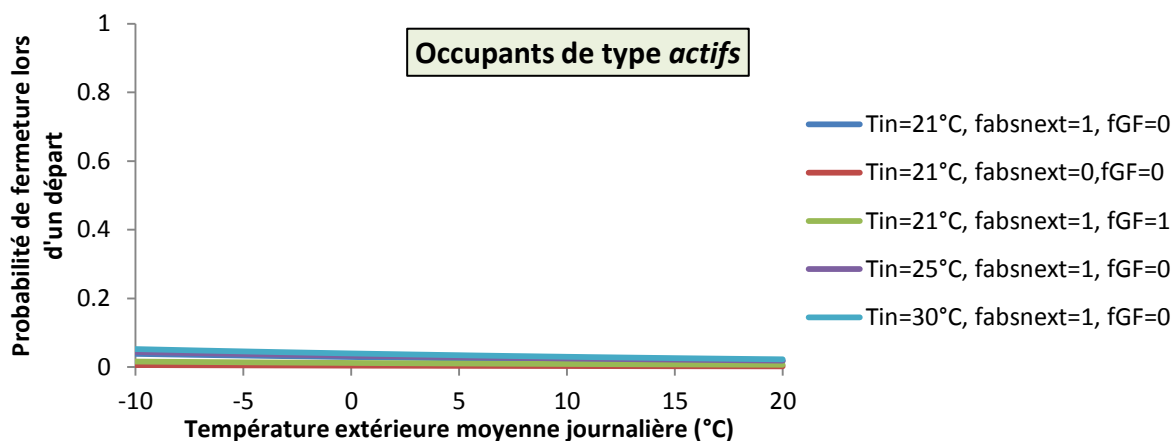


Figure 107 : Probabilités de fermeture lors d'un départ pour les occupants *actifs* en fonction de la température extérieure moyenne journalière dans différentes configurations

La température intérieure influence fortement la probabilité de fermeture lors d'un départ pour les occupants de type *moyens*. Son influence est moindre pour les individus *passifs*, qui ont les probabilités de fermeture les plus élevées, et négligeable pour les individus *actifs*, pour lesquels les probabilités sont faibles en toute circonstance. Au delà de la différence de climat, une hypothèse complémentaire pouvant expliquer la longueur des cycles d'ouverture serait que les températures intérieures au LESO-PB étaient particulièrement élevées. D'après la distribution des températures

intérieures sur l'ensemble de la période de mesures (Figure 108), cela a peut-être été le cas en hiver et en mi-saison, mais pas en été. La température intérieure est rarement en deçà de 23 °C, ce qui indique une consigne plutôt élevée, mais elle rarement supérieure à 27°C donc le bâtiment était bien tempéré en été.

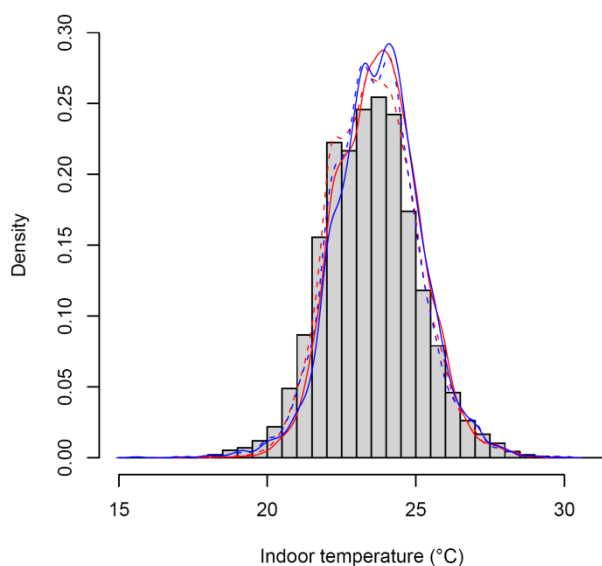


Figure 108 : Distribution de l'ensemble des températures intérieures mesurées durant la campagne de mesure au LESO-PB. Source : Haldi (2010)

Plusieurs séries de simulations ont été réalisées pour infirmer ou confirmer ces hypothèses explicatives. Le bâtiment de bureaux a été simulé sous différents climats et avec différentes températures de consigne. Les fichiers météo utilisés sont ordonnés du climat le plus chaud au plus froid comme suit : Carpentras, Mâcon, Nancy. Dans le modèle par défaut, les consignes sont tirées entre 19 et 23 °C (cf. chapitre 6, § 6.3.2). Pour étudier l'influence d'une température de consigne élevée, deux valeurs ont été fixées successivement : 21 °C (moyenne du modèle) et 24 °C. Les résultats sont récapitulés dans le Tableau 35. 100 simulations sont réalisées à chaque fois pour assurer la convergence des résultats (nous avons vu au § 4.3.3.3.2. que ce nombre était suffisant pour les sorties relatives aux ouvertures de fenêtres).

Tableau 35 : Analyse des hypothèses pouvant expliquer la longueur jugée anormale des cycles d'ouverture prévus pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Météo	Consigne (°C)	Durée d'un cycle d'ouverture (h)			Durée annuelle d'ouverture (h)		
		Moyenne	Période de chauffe	Hors période de chauffe	Moyenne	Période de chauffe	Hors période de chauffe
Carpentras	21	16	2,9	19,6	1258	73	1185
Mâcon	21	15,7	2,8	19,2	1259	73	1186
Nancy	21	12,6	2,1	15,4	961	46	915
Carpentras	24	16	2,9	19,6	1251	71	1180
Mâcon	24	15,7	2,7	19,3	1232	73	1159
Nancy	24	12,2	2,1	15	932	48	884

Les durées d'ouverture sont peu impactées par la différence de consigne pour un climat donné. L'écart le plus élevé est relevé pour la météo de Nancy, les durées d'ouverture moyennes sur l'année

diminuant de 3 % lorsque la consigne passe de 21 °C à 24 °C. L'hypothèse d'un biais du modèle dû à des températures intérieures particulièrement élevées peut donc être rejetée. En revanche, le climat a une influence significative. Avec une consigne à 21 °C, le fait d'utiliser les données météo de Mâcon puis de Nancy au lieu de la météo de Carpentras, entraîne des diminutions des durées d'ouverture moyennes de respectivement 2 et 21 %, et des diminutions des durées d'ouverture pendant la période de chauffe de respectivement 2 et 28 %. Cependant, même pour la météo de Nancy, la plus proche sans doute des conditions de la campagne de mesures, les durées d'ouverture restent très élevées. Hors période de chauffe notamment, les cycles d'ouvertures sont plus longs qu'une journée de travail. Il est possible qu'au LESO-PB, les occupants aient l'habitude de laisser la fenêtre ouverte en partant le soir, mais il s'agit dans ce cas d'une pratique peu représentative de l'ensemble des bâtiments de bureaux.

Le nombre d'heures d'ouverture est logiquement plus faible pour les climats les plus rigoureux. Pour la météo de Nancy, on observe un nombre d'heures d'ouverture supérieur lorsque la consigne est de 24 °C. Ce résultat paradoxal est dû au fait que la période de chauffe est allongée lorsque la température de consigne est augmentée. Elle inclut alors des moments pendant lesquels la température extérieure est plus douce et par conséquent les ouvertures plus nombreuses et les fermetures plus rares ce qui tend à brouiller les résultats pour la période de chauffe.

Les tendances observées dans cette analyse confirment l'hypothèse d'une spécificité climatique du modèle (les prédictions paraissent plus réalistes pour le climat le plus froid), mais l'explication principale à la longueur anormale des durées d'ouverture semble être une spécificité des comportements en matière de fermeture dans le bâtiment ayant servi au calibrage.

Afin de s'assurer que la longueur des cycles d'ouverture ne résultait pas uniquement du comportement des individus d'une catégorie particulière, le bâtiment a été simulé sous les conditions par défaut (consigne comprise entre 19 °C et 23 °C, météo de Carpentras) en imposant la catégorie des individus. Les résultats sont présentés dans le Tableau 36.

Tableau 36 : Durées d'ouverture des fenêtre pour les différentes catégorie d'occupants

Catégorie	Durée d'un cycle d'ouverture (h)			Durée annuelle d'ouverture (h)		
	Moyenne	Période de chauffe	Hors période de chauffe	Moyenne	Période de chauffe	Hors période de chauffe
Actifs	14,4	4,2	19,7	2759	284	2475
Moyens	20,5	3,8	26,2	1887	99	1788
Passifs	19,7	3,4	22,0	1040	25	1015
Ensemble	18,2	3,8	22,6	1895	136	1759

Les durées annuelles d'ouverture sont logiquement plus élevées pour les occupants actifs et plus faibles pour les individus passifs, et ce, quelle que soit la période de l'année. Les durées des cycles sont plus délicates à interpréter dans la mesure où les catégories ont leur propres probabilités d'ouverture et de fermeture. Ainsi, les cycles d'ouverture sont plus courts en moyenne pour les occupants actifs parce qu'ils se produisent plus fréquemment lorsque la température extérieure est plus fraîche. Dans l'ensemble, les résultats confirment que les durées longues ne sont pas le fait d'une catégorie d'occupants.

Afin d'éviter les durées d'ouverture excessivement longues prévues par le modèle pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies, nous fixons une probabilité de fermeture égale à 1 lors d'un départ pour une durée d'au moins 8 h. Les durées moyennes des cycles d'ouverture sont alors de 3,9 h en moyenne sur l'année et respectivement de 1,2 h et 4,4 h en et hors période de chauffe. Il nous semble que cette règle pourrait être appliquée à la plupart des bâtiments de bureaux, car elle reflète des pratiques usuelles dictées notamment par des impératifs de sécurité.

Ce forçage des fermetures n'a pas été imposé dans les études de cas pour les bâtiments de logements pour lesquels les durées simulées n'apparaissent pas excessivement longues, surtout en période de chauffe (Tableau 33).

4.3.3.4 Etude de sensibilité aux débits d'air entrants

Les besoins de chauffage obtenus pour la maison I-BB avec quatre intervalles du coefficient d'incertitude sur le débit (*CIDF*) sont résumés dans le Tableau 37. Pour rappel, à chaque ouverture de fenêtre, le débit entrant est calculé en multipliant la surface de la baie par une valeur aléatoire du coefficient *CIDF*. Le débit est ensuite supposé constant durant toute la durée d'ouverture.

Tableau 37 : Besoins de chauffage de la maison I-BB obtenus pour différents intervalles

Intervalle CIDF (m/h)		Besoins annuels de chauffage de la maison I-BB	
		kWh	kWh/m ²
1	[[12, 78]]	1078	12,1
2	[[79, 144]]	1082	12,2
3	[[145, 209]]	1059	11,9
4	[[210, 275]]	1099	12,3

Les besoins de chauffage obtenus pour les différentes valeurs de *CIDF* sont proches. Paradoxalement, ils ne croissent pas avec *CIDF*, l'écart le plus important se situant entre deux intervalles contigus (40 kWh soit 0,45 kWh/m²). En réalité, 250 simulations n'ont pas suffi à estimer l'espérance des besoins de chauffage de manière suffisamment précise pour départager les quatre hypothèses. La Figure 109 illustre l'inachèvement de la convergence. Ces résultats permettent tout de même de conclure que l'incertitude sur des débits de ventilation exerce une faible influence sur les besoins de chauffage. L'explication réside, comme pour l'influence des hypothèses de gestion de la présence, dans la rareté des ouvertures en période de chauffe. En ne prenant pas du tout en compte le modèle de gestion des fenêtres dans le calcul thermique, les besoins de chauffage annuels de la maison I-BB sont de 1020 kWh.

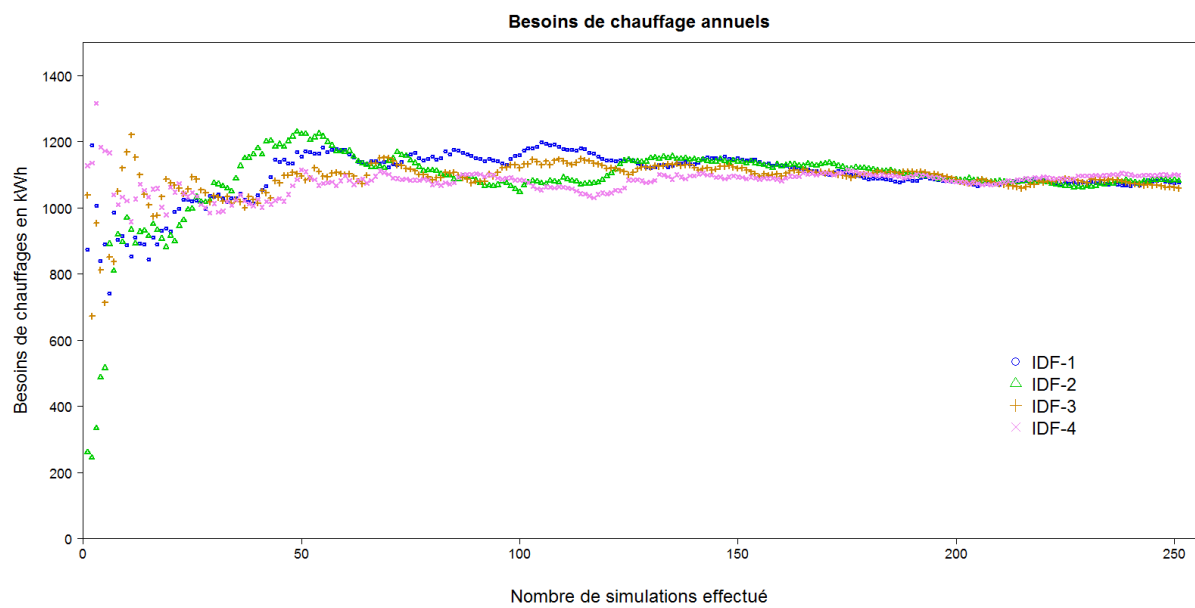


Figure 109 : Convergence des besoins de chauffage de la maison I-BB pour différents intervalles du coefficient *CIDF*

4.4 Contrôle des dispositifs d'occultation dans les bureaux

Les actions des occupants sur les dispositifs d'occultation répondent à des besoins de confort visuel, mais aussi de confort thermique ou d'intimité.

Les recherches dans ce domaine ont été conduites exclusivement dans des bâtiments de bureaux et, d'après des enquêtes auprès d'occupants, il semble que l'aspect visuel du confort soit prédominant (O'Brien et al. 2013). Cependant il y a lieu de penser qu'il en va autrement dans les logements. En effet il semble logique qu'un inconfort visuel appelle une réaction rapide de la part d'une personne qui est en train de travailler tandis qu'un inconfort thermique est toléré plus longuement. Dans le cas des logements, l'exigence en termes de confort visuel est moindre et nous pensons, par expérience et par intuition que le rôle du confort thermique y est largement renforcé. La volonté de préserver son intimité, surtout en ville joue également un rôle prépondérant. Pour ces raisons, l'extrapolation à des habitations d'un modèle calibré à partir de mesures effectuées sur un bâtiment de bureau paraît impossible. Les modèles de la présente section ne concernent donc que les bâtiments de bureaux. En l'absence de modèles spécifiques aux logements et de mesures, la gestion des occultations dans les logements sera intégrée de manière simplifiée par tirage aléatoire (sur des plages prédéfinies) pour chaque logement de trois taux d'occultation : la nuit, le jour en été et le jour en hiver (cf. chapitre 6, § 6.2.2.1)

4.4.1 Etat de l'art

L'idée intuitive d'une corrélation entre la fermeture des stores et la préservation contre les surchauffes ne nous est pas propre. Elle est à la base de plusieurs modèles déterministes comme celui de Erhorn et Kluttig (1996) qui considère pour cette raison les stores fermés durant les heures de bureaux de mai à septembre ou ceux de Georg et al. (1998) et Goller (1998) qui supposent les stores fermés si la température intérieure est respectivement, supérieure à 25 °C en moyenne sur les dernières 24 h et supérieure à 26 °C à l'instant considéré.

La première hypothèse, selon laquelle le confort visuel est prépondérant dans la gestion des stores par les occupants, a été mise en évidence dans de nombreuses études. Rubin et al. (1978) observaient sur un échantillon de 700 bureaux que les stores étaient plus souvent fermés sur les façades sud que sur les façades nord. L'influence de l'orientation et par conséquent du rayonnement direct a été observée également par Rea (1984) ou Madhavi et al. (2008). Raja et al (2001) ont mis en évidence des corrélations faibles entre l'utilisation des stores et les températures intérieures et extérieures, tendant à confirmer cette hypothèse de même que Nicol (2001) qui trouvait une corrélation faible entre la température extérieure et la position des stores. Enfin, une prépondérance du confort visuel (toujours dans le cas de bureaux) est confirmée par la mise en évidence d'une corrélation forte entre la position des protections solaires et l'éclairement extérieur vertical global par Sutter (2003) et avec l'éclairement intérieur et l'éclairement extérieur global horizontal par Haldi et Robinson (2010). L'azimut et le degré de pénétration dans la pièce ont également leur importance (Haldi, 2010 ; Reinhart, 2001), indiquant encore une fois la prévalence des conditions de confort visuel.

Les enquêtes et les instrumentations ont aussi révélé que les occupants agissaient sur les dispositifs d'occultation de manière consciencieuse (Rubin et al., 1978). Ceci a été confirmé par

Reinhart et Voss (2003) qui ont observé que les occupants corrigeaient manuellement la position des stores dans un bâtiment au sein duquel ils sont normalement commandés de manière automatique.

Il apparaît que les occupants choisissent souvent la position des stores après une évaluation des effets positifs et négatifs par rapport à des contraintes à long terme et non pas en réaction directe à des conditions instantanées (Foster et Oreszczyn, 2000 ; Inoue et al., 1988 ; Rea, 1984).

Ceci conduit à la seconde hypothèse : les occupants agissent consciencieusement mais relativement rarement sur les dispositifs d'occultation. Sutter (2003) et Inkarojrit (2005) ont relevé tous les deux que les occupants agissaient sur les dispositifs d'occultation moins d'une fois par jour en moyenne, le plus souvent à leur arrivée. Reinhart (2001) et Sutter (2003), ont observé que les occupants ne rouvraient les stores qu'à la fin de la journée ou lorsque l'éclairage intérieur devenait extrêmement faible. Le spectre de tolérance est large et par conséquent les actions peu fréquentes. Haldi (2010) a relevé 5,6 fois plus d'actions lors des arrivées que lors des départs ou durant les périodes de présence intermédiaire. Par ailleurs, plusieurs études font état d'une fréquence d'ajustement des protections solaires plus élevée lorsque les dispositifs sont motorisés (O'Brien et al., 2013). On note que la précision du modèle de présence dans les bureaux, et notamment sa capacité à prédire les allées et venues dans les pièces, révèle ici toute son importance.

Dernière observation qualitative issue de la bibliographie : une grande diversité des comportements à l'égard des dispositifs d'occultation a été observée (Mahdavi et Pröglhöf, 2009; Raja et al., 2001). Si certaines personnes modifient la position des stores une fois par jour en moyenne, d'autres ne le font jamais (Lindsay et Littlefair, 1992).

Après avoir passé en revue les caractéristiques que devrait revêtir un bon modèle d'utilisation des dispositifs d'occultations, nous recensons ci-dessous les modèles existant.

Reinhart (2004) a développé le modèle *Lightswitch 2002* dans la lignée de Newsham (1995). Il s'agit d'un modèle dynamique et stochastique ayant pour but de prédire la gestion par les occupants de l'éclairage artificiel (dans des bureaux d'une ou deux places) et les consommations électriques associées. Le modèle repose sur deux composantes : un modèle de présence stochastique simple (cf. § 2.2) et une simulation dynamique de l'éclairage sur le plan de travail. Concernant les dispositifs d'occultation, le modèle permet de modifier la position du store (entièrement abaissé ou entièrement relevé) ainsi que l'angle d'inclinaison des lames (0, 45 ou 75°) lorsque le store (vénitien) est en position abaissée. Il propose trois stratégies de contrôle, une automatique et deux manuelles. Ces dernières différencient les occupants en deux catégories : les *actifs* qui cherchent à bénéficier au maximum de l'éclairage naturel et les *passifs* qui cherchent avant tout à se protéger de l'éblouissement et qui, par conséquent, ont tendance à plus fermer les stores. Cette division quelque peu caricaturale est l'objet de discussions mais elle a le mérite d'intégrer une diversité dans les comportements. Si la détermination de la catégorie de l'occupant et le modèle de présence sont en partie stochastiques, le modèle est essentiellement déterministe puisque les actions sont déclenchées par le franchissement du seuil de rayonnement solaire direct sur le plan de travail.

Haldi et Robinson (2010) ont proposé un modèle entièrement stochastique dans lequel les probabilités de transition sont estimées par des régressions logistiques. Le modèle, en accord avec une hypothèse énoncée précédemment, distingue les périodes d'arrivée d'une part, et les périodes de présence intermédiaire et de départ d'autre part. Il repose sur une campagne de mesures de 7 ans dans les bureaux du LESO-PB. La probabilité qu'une action soit entreprise est approximée par un modèle logit dont les variables explicatives sont l'éclairage intérieur, l'éclairage extérieur global

horizontal et la fraction de store fermée à l'instant qui précède l'action. La sélection des variables explicatives est effectuée de manière itérative. Les modèles logit de prédiction des actions sont complétés par des analyses de survie pour déterminer leur ampleur, c'est-à-dire la fraction du store baissée ou levée, celle-ci pouvant prendre n'importe quelle valeur réelle sur [0,1]. La nouvelle fraction d'occultation est approchée par une loi de Weibull. Il convient de souligner que la façade ayant servi de support à l'élaboration du modèle est équipée d'un système particulier dit anidolique, visant à répartir l'éclairage naturel dans la pièce par un jeu de miroirs en partie haute de la baie (Figure 110).

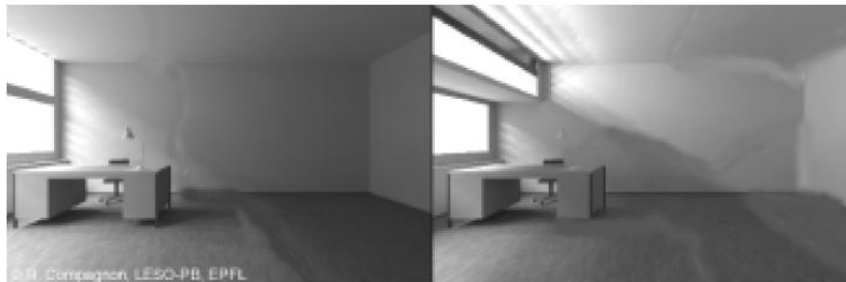
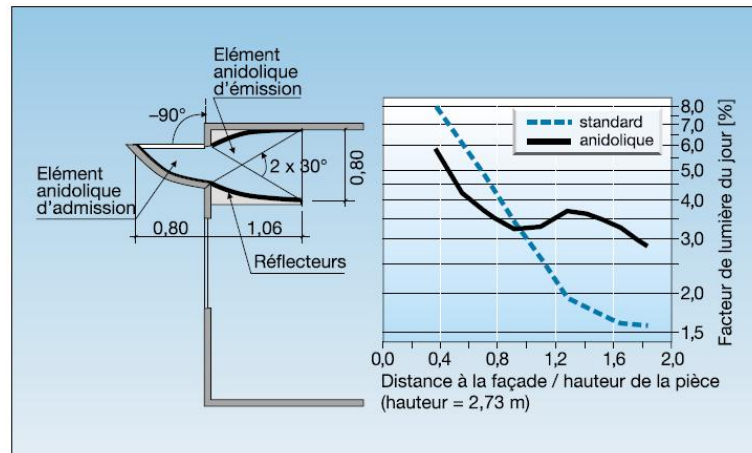


Figure 110 : Principe du système anidolique. Source : CERN Solar-Club¹⁵⁵

La surface vitrée est divisée en deux parties (classique en bas et jeu de miroir en haut) possédant chacune son propre store indépendant. Dans le modèle chaque store est associé à six probabilités (partiellement levé ou baissé à l'arrivée, partiellement levé ou baissé en période intermédiaire et complètement levé ou baissé à chaque instant¹⁵⁶). Le modèle compte donc un total de 12 fonctions de probabilités, de la forme :

$$P = \frac{\exp(a + b_{E_{in}} E_{in} + b_{E_{gl,hor}} E_{gl,hor} + b_B B)}{1 + \exp(a + b_{E_{in}} E_{in} + b_{E_{gl,hor}} E_{gl,hor} + b_B B)} \quad (4.12)$$

avec E_{in} l'éclairement intérieur sur le plan de travail en lux, $E_{gl,hor}$ l'éclairement extérieur global horizontal en lux et B la fraction baissée du store inférieur.

¹⁵⁵ <http://solar-club.web.cern.ch/solar-club/Textes/SEV/sev1701.html>

¹⁵⁶ Lorsque l'action de baisser (lever) un store est entreprise, la probabilité de le baisser (lever) entièrement est calculée et cette probabilité est la même quelle que soit la période.

La qualité de prédiction du modèle a été évaluée en termes de nombre d'actions, taux moyen d'occultation et proportion des états « entièrement baissé » et « entièrement levé ». Les résultats font état de bonnes performances, avec toutes les réserves liées au fait que la validation porte sur le bâtiment pour lequel le modèle a été calibré, et que par conséquent son application à d'autres bâtiments est incertaine.

A l'issue de l'état de l'art, nous avons choisi d'implémenter le modèle de Haldi et Robinson (2010). Bien que seule une façade sud ait été instrumentée et malgré les particularités du système étudié rendant sa généralisation délicate, il s'agit du modèle le plus abouti et le plus rigoureusement validé.

Remarques :

- Il semble que tous les bureaux instrumentés du LESO-PB soient orientés au sud. Ainsi, nous nous attendons à une sous-estimation des fermetures de stores de la part du modèle puisque l'inconfort visuel lié à l'éblouissement est particulièrement marqué pour les façades est et ouest respectivement en début et en fin de journée.
- L'intégration de variables explicatives ayant trait à l'éblouissement est délicate puisque la position des postes de travail à l'intérieur de la pièce doit être connue avec précision.
- La diversité des dispositifs d'occultation pose problème. L'applicabilité d'un modèle développé à partir de données sur des stores en tissu devrait être vérifiée dans les cas de stores vénitiens, de volets roulants ou battants, de rideaux intérieurs verticaux, etc.

4.4.2 Description du modèle de comportement implémenté

4.4.2.1 Présentation du modèle initial (Haldi et Robinson, 2010)

Etant donné la rareté du système anidolique et sa constitution, nous ne considérons que les fonctions calibrées pour les stores situés en partie basse, plus représentatifs de dispositifs usuels. Le comportement peu différent des occupants vis-à-vis des deux systèmes, signalé par Haldi (2010), rend possible cette simplification. Nous n'avons donc plus que six probabilités dans le modèle au lieu de douze.

Dans le système modélisé, l'occultation est maximale lorsque le store est en position basse et vice versa. Les probabilités qu'une action soit entreprise, issues de régressions logistiques, sont données ci-dessous. Pour que l'action soit prédite entièrement, son ampleur doit être déterminée dans un second temps, par exemple « baisser le store à 50 % ».

A chaque pas de temps, la probabilité que le store soit levé par un occupant est comparée avec la probabilité qu'il soit baissé. L'action ayant la probabilité d'occurrence la plus élevée est testée en premier puis, si elle n'est pas réalisée (si le nombre tiré au sort est supérieur à cette probabilité), l'action inverse est testée à son tour. Les probabilités d'actions sur les stores sont données dans les équations suivantes

$$P_{\text{baisser, arr}} = \frac{\exp(-7,41 + 10,35 \cdot 10^{-4} E_{in} + 2,17B)}{1 + \exp(-7,41 + 10,35 \cdot 10^{-4} E_{in} + 2,17B)} \quad (4.13)$$

$$P_{lever,arr} = \frac{\exp(-1,52 - 6,54 \cdot 10^{-4} E_{in} - 3,139B)}{1 + \exp(-1,52 - 6,54 \cdot 10^{-4} E_{in} - 3,139B)} \quad (4.14)$$

$$P_{baisser,int} = \frac{\exp(-8,013 + 8,41 \cdot 10^{-4} E_{in} + 1,27B)}{1 + \exp(-8,013 + 8,41 \cdot 10^{-4} E_{in} + 1,27B)} \quad (4.15)$$

$$P_{lever,int} = \frac{\exp(-3,625 - 2,76 \cdot 10^{-4} E_{in} - 2,683B)}{1 + \exp(-3,625 - 2,76 \cdot 10^{-4} E_{in} - 2,683B)} \quad (4.16)$$

Si une action est prédite, le nouveau taux d'occultation est calculé en deux temps. Le modèle calcule tout d'abord s'il s'agit de baisser ou de lever entièrement le store. Les probabilités correspondantes sont les suivantes :

$$P_{baisser\ entièrement} = \frac{\exp(-0,27 + 0,91 \cdot 10^{-6} E_{gl,hor} - 2,23B)}{1 + \exp(-0,27 + 0,91 \cdot 10^{-6} E_{gl,hor} - 2,23B)} \quad (4.17)$$

$$P_{lever\ entièrement} = \frac{\exp(0,435 - 2,31 \cdot 10^{-5} E_{gl,hor} + 1,95B)}{1 + \exp(0,435 - 2,31 \cdot 10^{-5} E_{gl,hor} + 1,95B)} \quad (4.18)$$

Si une action est prédite, le nouveau taux d'occultation est calculé en deux temps. Le modèle calcule tout d'abord s'il s'agit de baisser ou de lever entièrement le store. Les probabilités correspondantes sont les suivantes :

$$f(\Delta B) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{\Delta B}{\lambda} \right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{\Delta B}{\lambda}\right)^k\right) \quad (4.19)$$

avec $k = 1,708$, $\lambda = \exp(-2,294 + 1,522B_{init})$ et B_{init} la fraction de store non baissée lorsque l'action a été entreprise.

4.4.2.2 Adaptation du modèle

Le niveau d'occultation, continu dans le modèle de Haldi et Robinson (2009), est discrétisé en cinq niveaux (taux d'occultation de 0, 25, 50, 75 et 100 %), afin d'alléger la programmation et les temps de calcul. De plus nous supposons que l'éclairement dans une pièce ne dépend pas de la position des stores dans les autres pièces et que tous les stores d'une pièce sont ajustés de façon identique. Ceci permet de ne faire appel au logiciel dédié aux calculs d'éclairement que cinq fois pour chaque bâtiment modélisé¹⁵⁷ (cf. 4.4.3).

La résolution du modèle de Haldi et Robinson (2010) est de 5 min alors que nous utilisons un pas de temps de 10 min. Les probabilités d'actions (abaissement comme lever) à 10 min notées $P_{act,10}$ sont dérivés de celles à 5 min notées $P_{act,5}$ par :

¹⁵⁷ Une fois avec tous les stores entièrement baissés, une autre avec tous les stores baissés à 25 % etc.

$$\overline{P_{act,10}} = (\overline{P_{act,5}})^2 \Rightarrow P_{act,10} = (1 - (\overline{P_{act,5}})^2) \quad (4.20)$$

Les températures intérieures ne font pas partie des variables explicatives du modèle. Par conséquent, les opérations sur les dispositifs d'occultation peuvent être simulées indépendamment de la STD. Des scénarios d'occultations sont générés en pré-process et utilisés comme scénarios déterministes (originaux à chaque nouvelle simulation) pour le calcul thermique.

Remarque : toute entrée dans une pièce est vue par le modèle comme une arrivée.

Le schéma algorithmique du modèle est présenté sur la Figure 111. Les probabilités de baisser et lever sont notées P_B et P_L . Les probabilités de lever ou baisser entièrement sont incorporées dans l'étape « calcule nouvelle valeur de B à $t+1$ ». Il génère, pour chaque fenêtre du bâtiment, un scénario d'occultation annuel d'une résolution de 10 minutes qui est ensuite utilisé comme un scénario déterministe par le logiciel de STD.

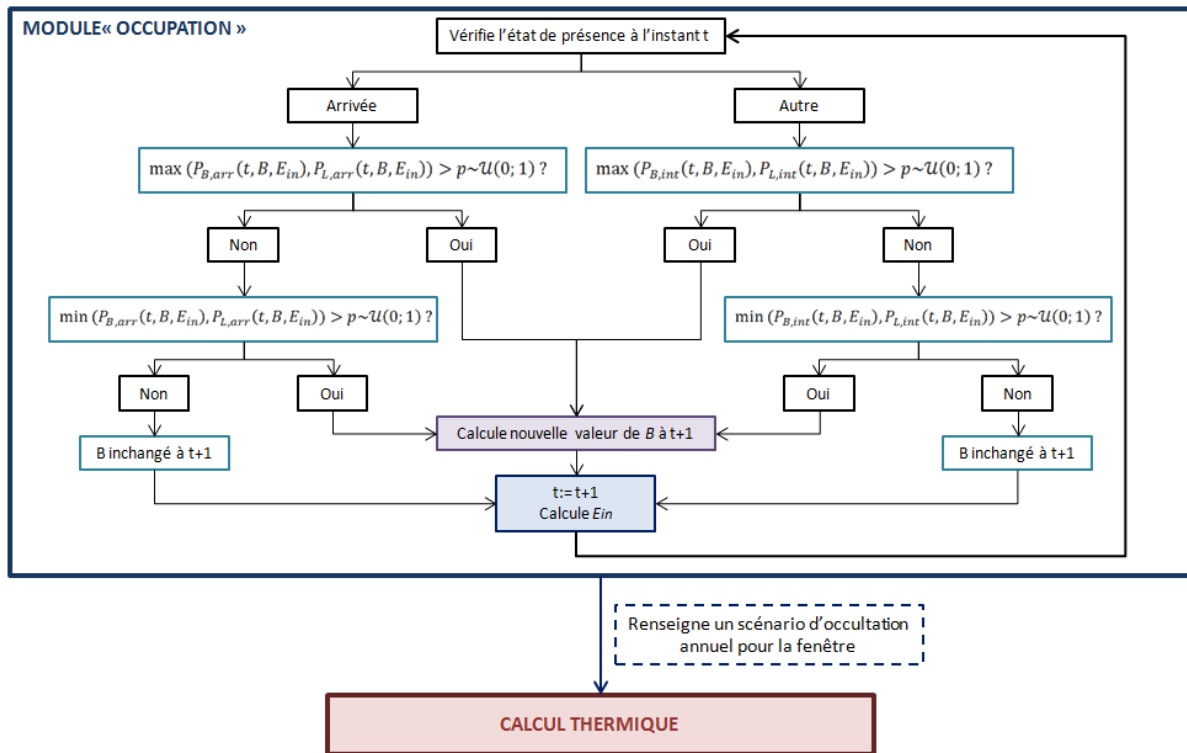


Figure 111 : Schéma algorithmique du modèle de gestion des occultations

4.4.2.3 Diversité entre occupants

Des catégories *actifs* et *passifs* ont été déterminées suivant une méthode analogue à celle employée pour le modèle de gestion des fenêtres (Parys et al., 2011). Les *actifs* privilégient la lumière naturelle, ils ont des probabilités plus faibles de baisser les stores et plus élevées de les relever. A l'inverse les *passifs* auront donc leurs fenêtres plus souvent occultées. Les coefficients sont récapitulés dans le Tableau 38 (ceux de la catégorie *moyenne* correspondent aux équations 4.13 à 4.16. Ils correspondent à un pas de temps de 5 min, les probabilités d'actions étant d'abord calculées pour cette résolution puis déduites dans un second temps pour un pas de temps de 10 min. Les probabilités de baisser ou lever entièrement (équations 4.17 et 4.18) ainsi que la fonction par

laquelle on obtient le nouveau taux d'occultation (équation 4.19) sont communes aux trois catégories.

Tableau 38 : Coefficients de régression des probabilités de baisser et lever les stores pour l'ensemble de la population (M), et pour les catégories « actifs » (A) et « passifs » (P)

	a	$b_{E_{in}}$	b_B
Baisser arrivée			
M	-7,4100	0,001035	2,1700
A	-4,6456	0,001072	-1,6620
P	-6,5806	0,001172	1,7490
Lever arrivée			
M	1,5200	0,000654	-3,1390
A	2,5631	-0,003371	-6,7643
P	-1,2141	-0,003754	-3,8351
Baisser intermédiaire			
M	-8,0130	0,000841	1,2700
A	-9,5134	0,000842	2,0173
P	-8,9286	0,001061	2,8706
Lever intermédiaire			
M	-3,6250	-0,000276	-2,6830
A	-8,0500	-0,001449	-3,6921
P	-3,0210	--0,000902	-2,3088

Les probabilités correspondantes sont tracées sur la Figure 112 en fonction de la variable la plus influente (i.e. la variable x dont le x_{50} a servi à départager les individus actifs et passifs). D'après la manière dont ont été définies les catégories, les probabilités de lever « actives » et « passives » correspondent respectivement aux occupants *passifs* et *actifs*.

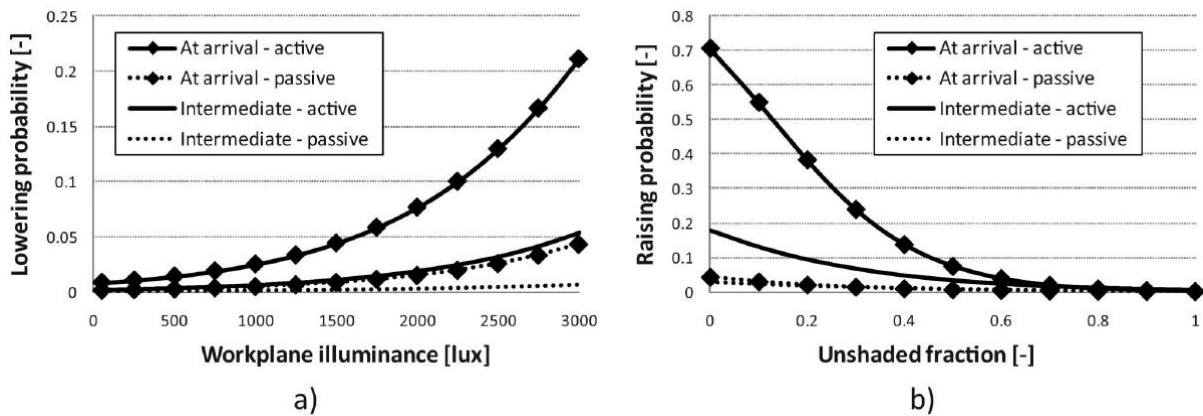


Figure 112 : Probabilité d'abaissement (a) et de lever (b) des stores pour les individus actifs et passifs en fonction de la variable explicative la plus influente (i.e. l'éclairement sur le plan de travail pour l'action de baisser et la fraction de vitrage non occultée pour l'action de lever) et . Source : (Parys et al., 2011)

4.4.3 Calcul de l'éclairement naturel intérieur, couplage avec le logiciel d'éclairage Radiance

L'éclairement naturel intérieur est calculé à l'aide du module *Enelight* basé sur le logiciel *Radiance* et couplé au modeleur graphique *Alcyone* associé au logiciel *Pléiades+COMFIE*. Un maillage automatique de chaque pièce est réalisé en fonction de sa géométrie, puis l'éclairement naturel est calculé, à partir des données météorologiques, en chaque point du maillage (à hauteur de plan de

travail, i.e. 0,9 m), sur une année avec une résolution horaire. Le maillage du bâtiment Bureaux IZUBA Energies est donné à titre d'illustration sur la Figure 113. Les couleurs traduisent la valeur du Facteur de Lumière du Jour (FLJ)¹⁵⁸ en chaque point (plus la couleur est claire plus le FLJ est élevé, i.e. plus le point bénéficie de la lumière naturelle).

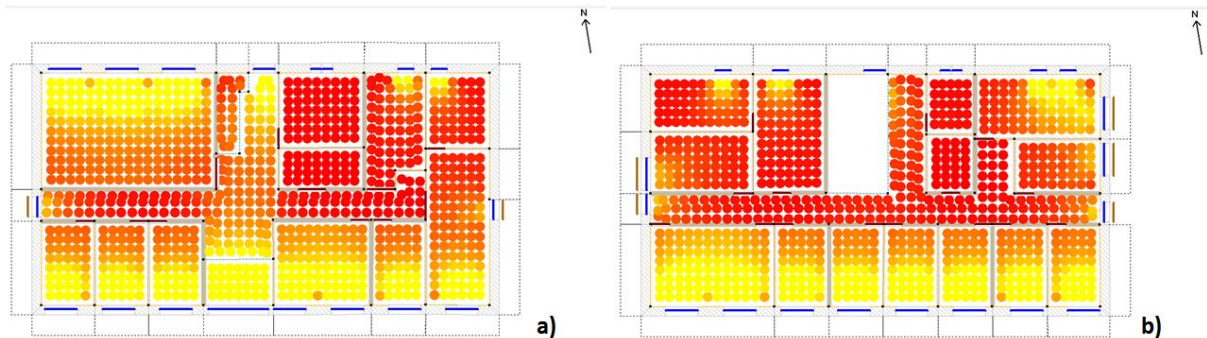


Figure 113 : FLJ au RDC (a) et au R+1 (b) du bâtiment Bureaux IZUBA Energies calculés par *Enelight*

La Figure 114 représente les éclairements naturels au centre des pièces du bâtiment à hauteur d'un plan de travail pour le 30 octobre entre 12 et 13h.

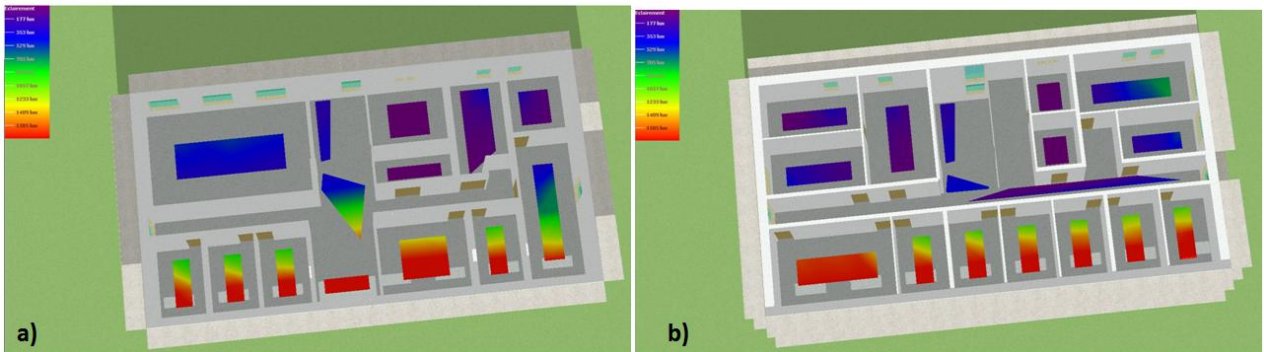


Figure 114 : Eclairéments naturels au centre des pièces du bâtiment Bureaux IZUBA Energies, RDC (a) et R+1 (b), pour le 30 octobre entre 12h et 13h. Calculs *Enelight*

La communication entre *Enelight* et la STD est unidirectionnelle : les éclairéments calculés par *Enelight* sont transmis au commencement de la simulation mais inversement, une modification des protections solaires à l'intérieur du modèle de bâtiment (ou du module d'occupation couplé) ne peut pas donner lieu à un nouveau calcul d'éclairément. Par conséquent, l'éclairément naturel intérieur pour l'ensemble des pièces à chaque heure de l'année est calculé dans une étape de pré-process, pour les cinq positions possibles des stores (une seule fois pour la totalité des simulations d'un bâtiment). Les résultats sont sauvegardés et appelés suivant les besoins au cours de la simulation. Le choix de cette approche explique les hypothèses énoncées précédemment (§ 4.4.2) : la discrétisation est indispensable tandis qu'envisager des taux d'occultations variés pour les différentes fenêtres d'une même pièce, par l'effet des combinaisons, nécessiterait de réaliser un nombre très élevé de calculs préliminaires (5^n pour une pièce comptant n fenêtres).

Les taux d'occultations sont modifiés en jouant sur le taux de transmission lumineuse des baies ($T_L = \frac{\text{Rayonnement transmis}}{\text{Rayonnement incident}}$ en %). Ce procédé a été préféré à une transformation des dimensions des

¹⁵⁸ Le FLJ est le rapport de l'éclairément naturel intérieur reçu en un point (généralement le plan de travail ou le niveau du sol) à l'éclairément extérieur sur une surface horizontale, en site parfaitement dégagé, par ciel couvert. Il s'exprime en %.

ouvertures (par laquelle les positions des stores du type de ceux du LESO-PB auraient pu être mieux reproduites, en diminuant la hauteur de l'ouverture), jugée moins générale et inapte à représenter des systèmes à lames orientables couramment installés.

La position des postes de travail à l'intérieur des pièces est généralement inconnue des utilisateurs. Or la modélisation de l'usage des protections solaires (section courante) et de l'éclairage artificiel (section 4.5) requiert l'éclairement naturel sur le plan de travail. A partir des éclairements calculés en chaque point du maillage, plusieurs méthodes, plus ou moins pertinentes selon la configuration de la pièce et l'organisation des postes de travail en son sein, sont proposées pour estimer l'éclairement naturel sur le plan de travail avec une valeur unique par pièce. La valeur représentative de l'éclairement sur le plan de travail peut être approchée par :

- La moyenne des éclairements de l'ensemble des points, cette méthode est nommée (« *moy* » dans le programme).
- La moyenne des éclairements en excluant les 25 % de points les plus sombres. L'hypothèse sous-jacente suppose que les occupants n'installent pas leur plan de travail dans les endroits les plus sombres de la pièce. Cette méthode, baptisée « *bigmoy* » dans le programme, convient bien à un bureau occupé par une ou deux personnes.
- La moyenne des éclairements des 25 % de points les plus sombres. Cela revient à supposer que les bureaux situés à l'emplacement le plus défavorable vont dicter les consignes d'allumage pour l'ensemble de la pièce. Cette méthode, nommée « *bigmin* », est plutôt adaptée aux *open-spaces*.
- L'éclairement du point le plus sombre. Cette méthode, appelée « *min* » dans le programme, pousse à l'extrême la logique précédente.

L'influence de ces hypothèses est étudiée dans le paragraphe 4.5.4.1.

4.5 Contrôle de l'éclairage artificiel dans les bureaux

Les besoins de chauffage étant très fortement réduits dans les bâtiments neufs et dans les réhabilitations basse énergie, l'éclairage artificiel peut représenter un poste de consommation de premier ordre, en particulier dans les bâtiments tertiaires. L'usage de l'éclairage artificiel génère aussi des charges de climatisation et impacte le confort thermique en été. Le couplage des aspects thermiques et visuels dans un même outil d'aide à la conception intégrant le comportement des occupants permettra aux concepteurs d'optimiser leurs projets suivant une approche multicritère.

Comme l'usage des dispositifs d'occultation avec lequel il va de pair, le contrôle de l'éclairage artificiel a été étudié principalement dans des bâtiments tertiaires. La section présente traite uniquement ce type de bâtiment, le cas des logements étant abordé sous un angle différent au chapitre 5 (§ 5.2).

4.5.1 Etat de l'art

De nombreux travaux portent sur le contrôle de l'éclairage artificiel dans les bâtiments puisqu'il s'agit d'une question primordiale du point de vue de la consommation énergétique et du confort. Il se dégage de la littérature un certain nombre de caractéristiques qualitatives et quantitatives auxquelles le modèle devra se conformer.

Tout d'abord les observations ont révélé que les actions étaient principalement entreprises lors de l'arrivée ou du départ des occupants, très peu durant la période d'occupation intermédiaire (Hunt, 1979; Love, 1998; Reinhart et Voss, 2003).

Love (1998) a observé deux catégories de comportements, identifiées également plus tard par Reinhart et Voss (2003): certains occupants allument les systèmes d'éclairage à leur arrivée et ne les éteignent qu'à leur départ à la fin de la journée, d'autres ajustent l'éclairage artificiel au cours de la journée en fonction de l'éclairage naturel disponible.

Durant les périodes de présence intermédiaire, la probabilité d'extinction est négligeable d'après Lindelhöf et Morel (2006) et la probabilité d'allumage (qui correspond aux occupants de la deuxième catégorie) varie dans la plage d'éclairage intérieur sur le plan de travail comprise entre 100 et 300 lux, (Lindelhof et Morel, 2006; Mahdavi et al., 2008; Reinhart, 2004).

La probabilité qu'un occupant allume l'éclairage à son arrivée est fortement corrélée avec le niveau d'éclairage minimum sur le plan de travail à cet instant (Hunt, 1979; Love, 1998; Mahdavi et al., 2008).

La probabilité qu'un occupant éteigne la lumière lorsqu'il quitte la zone, est, quant-à elle, fortement corrélée avec la durée de l'absence à venir (Mahdavi et al., 2008; Pigg et al., 1996).

Le modèle *Lightswitch 2002* proposé par Reinhart, en référence à *Lightswitch* de Newsham (1995), fait une synthèse de ces observations. Il comprend les probabilités d'allumage à l'arrivée mesurées par Hunt (1979), les probabilités d'extinction au départ de Pigg et al. (1996) et les probabilités d'allumage durant les périodes intermédiaires de Reinhart et Voss (2003), implémentées sous la forme de chaînes de Markov. Tous les luminaires d'une zone sont éteints ou allumés en même temps, conformément aux observations de Hunt (1979). Il s'agit du modèle existant le plus complet et le mieux validé. Il est donc repris moyennant quelques adaptations.

Lightswitch 2002 contient un modèle de contrôle des stores lui permettant de proposer plusieurs scénarios d'utilisation en fonction de l'automatisation des stores ou de l'éclairage et du caractère actif ou passif de l'occupant vis-à-vis de chacun de ces deux postes, mais ce modèle est entièrement déterministe. Cette composante n'est donc pas intégrée. Les probabilités d'allumage et d'extinction de l'éclairage issues de *Lightswitch 2002* sont associées au modèle de gestion des occultations développé par Haldi et Robinson (2009).

4.5.2 Description du modèle de comportement implémenté

4.5.2.1 Présentation du modèle initial *Lightswitch 2002* (Reinhart, 2004)

Le modèle initial fonctionne avec un pas de temps de 5 min. Pour les occupants *actifs*, qui contrôlent l'éclairage artificiel avec une attention portée à l'éclairage naturel, les probabilités d'allumage sont les suivantes (équation 4.21, Figure 115) :

✓ Lors d'une arrivée :

$$p = \begin{cases} 1 & \text{si } \log_{10} E_{min} \leq 0,843 \\ a + c / (1 + \exp(b(\log_{10}(E_{min} - m)))) & \text{si } 0,843 \leq \log_{10} E_{min} \leq 2,818 \\ 0 & \text{si } \log_{10} E_{min} \geq 2,818 \end{cases} \quad (4.21)$$

Avec, $a = -1,0175$, $b = 4,0835$, $c = 1,0361$, $m = 1,8223$ (lux), E_{min} l'éclairé minimum sur le plan de travail en lux.

Pour les occupants *passifs*, la probabilité d'allumage à l'arrivée est égale à 1 en toutes circonstances.

Remarque : Mahdavi et Pröghlöff (2009) ont mesuré que le taux d'allumage à l'arrivée n'était jamais inférieur à 10-15 % quel que soit l'éclairé intérieur. Les résultats de l'enquête présentée dans le paragraphe suivant coïncident avec cette valeur puisque 15 % des personnes interrogées déclarent « toujours » allumer l'éclairé principal dans leur bureau. Par conséquent une proportion de 15 % d'utilisateurs *passifs* de l'éclairé est proposée par défaut dans le modèle.

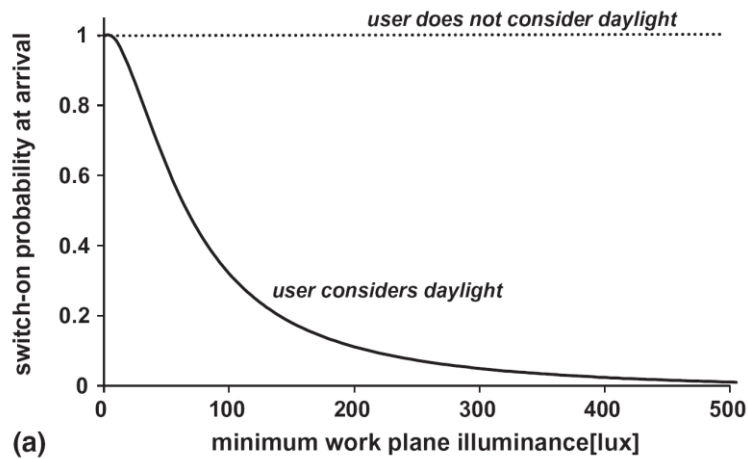


Figure 115 : Probabilités d'allumage lors d'une arrivée mesurées par Hunt (1979). La courbe pleine représente le comportement moyen mesuré. La courbe en pointillés indique le comportement d'un utilisateur qui laisse l'éclairé allumé toute la journée (*passif*). Source : (Reinhart, 2004)

✓ Durant une période intermédiaire :

Si la lumière est éteinte, la probabilité d'allumage est calculée en fonction de l'éclairé minimum sur le plan de travail au pas de temps considéré (équation 4.22, Figure 116).

$$p = \begin{cases} 0,0027 + 0,017 / (-64,19(\log_{10}(E_{min}) - 2,41)) & E_{min} \neq 0 \\ 1 & E_{min} = 0 \end{cases} \quad (4.22)$$

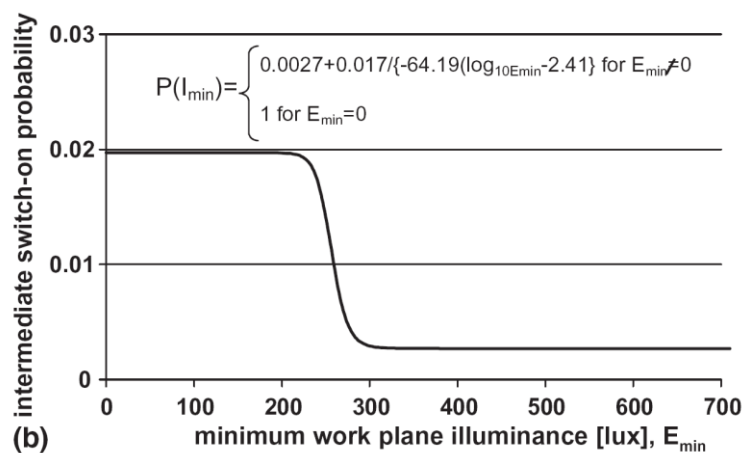


Figure 116 : Probabilités d'allumage durant une période intermédiaire. Source : (Reinhart et Voss, 2003)

✓ Lors d'un départ :

Les probabilités d'extinction lorsque l'occupant quitte la zone sont fonction de la durée de l'absence à venir et du type de dispositif (Figure 117).

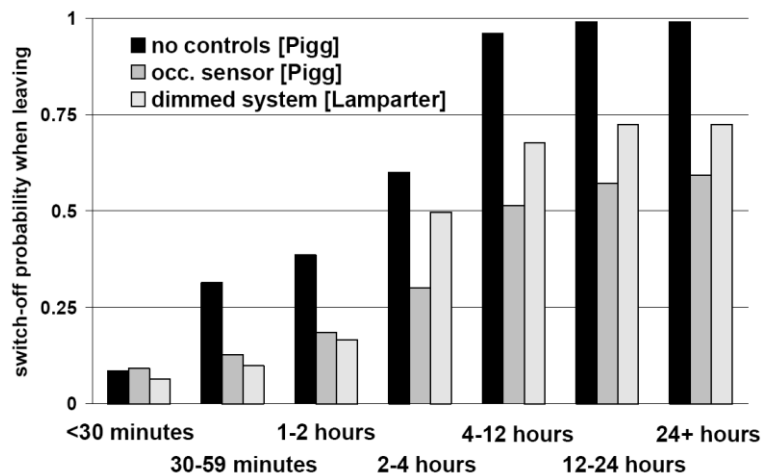


Figure 117 : Probabilités d'extinction pour différentes durées d'absences avec ou sans détecteurs de présence et avec un variateur de puissance. Source : (Reinhart et Voss, 2003)

4.5.2.2 Adaptation du modèle

Le pas de temps du modèle initial est de 5 min. Les probabilités d'allumage et d'extinction sont transposées à un pas de temps de 10 min suivant une méthode identique à celle employée pour le modèle de gestion des protections solaires.

Le modèle utilise les mêmes valeurs d'éclairement sur les plans de travail que le modèle de gestion des occultations.

A chaque pas de temps, les éventuelles actions sur les stores sont réalisées avant l'ajustement de l'éclairement.

Lorsque l'éclairage est allumé, l'éclairement sur le plan de travail est fixé à 400 lux si l'éclairement naturel est inférieur à 400 lux. Sinon la valeur de l'éclairement est égale à la valeur de l'éclairement naturel (l'éclairage artificiel est superflu).

Nous ne considérons que des extinctions manuelles (pas de capteur).

Finalement, comme pour la gestion des occultations, toute entrée dans la pièce est vue comme une arrivée.

4.5.3 Installations d'éclairage, puissances et types de commande

Le deuxième volet de la modélisation de l'utilisation de l'éclairage artificiel porte sur les installations elles-mêmes. Nous avons cherché à estimer des puissances caractéristiques de bâtiments de bureaux divers plutôt que de nous limiter aux hypothèses, généralement optimistes, prises en phase de conception. Les raisons à cela sont multiples :

- Disposer de puissances représentatives du parc français de bâtiments de bureaux (et non pas seulement de la minorité de bâtiments neufs très performants) permet de quantifier le potentiel d'économie d'énergie lié aux comportements vis-à-vis du poste éclairage.

- Il existe un risque de sous-estimation des puissances installées due à la négligence des appareils de complément fréquemment installés sur les postes de travail ainsi que des luminaires à visée décorative.
- Le modèle, dans sa composante dédiée à l'électricité spécifique (éclairage et équipements modélisés au chapitre 5) est voué à simuler des ensembles bâtis (îlots, quartiers). Dans ce cas de figure, les propriétés des installations d'éclairage des différents bâtiments ne sont pas toujours connues donc des valeurs réalistes doivent être proposées par défaut.

4.5.3.1 Inventaires, mesures et enquêtes dans 50 bâtiments de bureaux

Les données utilisées dans cette partie sont issues d'une vaste campagne sur le thème de l'éclairage dans les bâtiments tertiaires alliant inventaires, questionnaires et mesures (Enertech, 2005). Le travail a été conduit par le bureau d'études Enertech en région Provence Alpes Côte d'Azur (PACA) au cours de l'année 2004. L'échantillon comprend 50 établissements privés, publics ou associatifs, appartenant à des secteurs économiques divers (R&D, administration, commerce/banque, formation) et comptant entre 6 et plusieurs centaines d'employés. Les bâtiments les plus spacieux n'ayant pas été intégralement inventoriés, la surface analysée varie de 46 à 600 m² et le nombre de personnes concernées de 4 à 55. Les caractéristiques suivantes ont été relevées dans 525 pièces dont 389 pièces de bureaux (pour un total de 2150 luminaires) :

- la surface au sol ;
- la surface vitrée ;
- - la quantité et les caractéristiques principales des luminaires utilisés :
 - type de source (tube fluorescent T8 à ballast ferromagnétique, halogène BT ...)
 - nombre de sources et de luminaires ;
 - puissance totale du luminaire ;
 - position (plafond, mur, bureau, sur pied) ;
 - type de diffusion (éclairage direct ou indirect) ;
 - présence d'un diffuseur ou d'une grille de défilement ;
 - présence d'un réflecteur ;
 - âge du luminaire / état de vétusté ;
- - le type de commande de chaque type de luminaire (inter/télérupteur; commande locale ou centralisée, sur horloge ou non, détecteur de présence ou minuterie...).

Les sources lumineuses recensées appartiennent à quatre classes répertoriés dans le Tableau 39. On note qu'aucune LED n'a été recensée, il pourrait être intéressant d'actualiser le modèle en fonction des taux de pénétration actuels de cette technologie.

Tableau 39 : Catégories de sources lumineuses recensées

Type de source	Description complémentaire	Efficacité lumineuse ¹⁵⁹ moyenne (lm/W)
Sources incandescentes	Ampoules incandescentes classiques (GLS) hors lampes halogènes	10
Sources halogènes	Utilisées en très basse tension (12 V) ou en 230 V	17
Lampes Basse Consommation (LBC)	Lampes Fluo-Compactes (LFC) et plus généralement tous les types de lampes fluorescentes non rectilignes du type TC (en boucle) ou T5-D (circulaires)	60
Tubes fluorescents	Diamètre T5 ou T8, à ballast électronique ou magnétique	70

Les puissances moyennes surfaciques relevées, et corrigées par Enertech 2005 (en fonction du nombre de bâtiments de chaque type de l'échantillon et de la région) pour représenter la moyenne régionale¹⁶⁰, sont les suivantes :

- 19,3 W/m² pour les pièces de bureau et les pièces communes (p.ex. réunion, reprographie) qui représentent respectivement 60 % et 15 % de la surface des bâtiments ;
- 15,5 W/m² pour les circulations (15 % de la surface) ;
- 28,3 W/m² pour les toilettes/vestiaires (5 % de la surface).

Les résultats de l'inventaire pour les pièces de bureaux sont récapitulés dans le Tableau 40.

¹⁵⁹ Efficacité lumineuse : Stricto-sensu, l'efficacité lumineuse d'une source est le ratio du rayonnement électromagnétique visible qu'elle émet sur le rayonnement électromagnétique total qu'elle émet. Le sens est fréquemment élargi en incluant l'alimentation électrique voire l'alimentation électrique plus les pertes optiques de l'installation. Quelque soit l'acceptation, l'efficacité lumineuse est homogène à des lumen (unité du rayonnement visible ou flux lumineux) divisés par des Watts (lm/W).

¹⁶⁰ Pour la région PACA. Nous supposons que les valeurs sont extrapolables à l'ensemble de la France même si la région PACA est particulièrement ensoleillée

Tableau 40 : Répartition des types de sources au sein de l'éclairage des pièces de bureaux d'après l'inventaire réalisé dans 50 bâtiments en 2004

Type de source	Part de la puissance installée dans les pièces de bureaux	Commentaire
Sources incandescentes	4 %	Comme éclairage principal uniquement dans des établissements de moins de 6 personnes. Quelques vieilles lampes de bureaux dans les grands établissements.
Sources halogènes 230 V (21 %)	16 %	Ampoules de fortes puissances utilisées pour l'éclairage indirect dans des appliques murales ou des lampadaires. Egalement des lampes sur pied mais qui tendent à être remplacées.
Sources halogènes 12 V (79 %)	9 %	
LBC	2 %	Lampes de bureaux.
Tubes Fluorescents	68 %	En plafonniers. Systématiquement utilisés dans les grands établissements, moins fréquents dans ceux de 6 personnes.

Par la suite, on ne s'intéresse qu'aux résultats pour les bureaux dits individuels, c'est à dire, suivant la définition prise pour la campagne de mesures, occupés par quatre personnes maximum. Le travail réalisé pour ces pièces pourrait être effectué de manière similaire pour les bureaux paysagers (ou collectifs) à partir des données de la campagne d'inventaire, de mesures et d'enquêtes. Cependant, nous avons choisi, dans une première approche, de nous limiter aux bureaux individuels parce qu'ils correspondent à la configuration du bâtiment Bureaux IZUBA Energies. Pour rappel, les circulations, les pièces communes et les sanitaires restent modélisés par des scénarios déterministes. Lorsque la modélisation stochastique sera complétée pour intégrer ces espaces, de nombreuses données de la campagne (Enertech, 2005) pourront être utilement exploitées.

4.5.3.2 Modélisation des installations d'éclairage dans les bureaux individuels

4.5.3.2.1 Puissances surfaciques moyennes des systèmes principaux et secondaires

Pour les bâtiments de bureaux – il en ira autrement dans les logements (§ 5.2) – nous raisonnons en puissances surfaciques sans détailler les caractéristiques des sources pièce par pièce. En effet, les technologies et la densité d'implantation des luminaires sont homogènes entre bureaux au sein d'un même établissement.

Les luminaires sont divisés en principaux et secondaires. La première catégorie inclut les plafonniers et, en quelques rares occasions, des lampadaires (14 bureaux sur 389). La seconde est composée de lampes de bureaux et également de lampadaires (13 bureaux sur 389). Ces derniers sont utilisés soit en lieu et place de l'éclairage principal soit très peu. Par ailleurs, ils sont généralement équipés d'ampoules halogènes haute tension (HT) que nous supposons disparues (voir ci dessous). Les lampadaires sur pieds ne sont donc pas pris en compte. Par la suite, éclairage secondaire est synonyme de lampes de bureaux.

La puissance surfacique pour l'ensemble des pièces de bureaux de chacun des 50 bâtiments est connue. En revanche la répartition entre éclairage principal et secondaire ne l'est pas ; elle est déduite d'une analyse de leurs compositions respectives en termes de types de sources.

La puissance moyenne surfacique associée à chaque type de sources est tirée du Tableau 40, sachant que la puissance moyenne est de 19,3 W/m² pour les pièces de bureau. Nous supposons que la tendance au non renouvellement des ampoules halogènes 230 V et des ampoules incandescentes constatée par les enquêteurs s'est poursuivie jusqu'à conduire à leur disparition. Nous admettons également que les halogènes HT ont été remplacés à 50 % par des halogènes BT et à 50 % par des LBC, tandis que les ampoules incandescentes ont été intégralement remplacées par des LBC. A partir de la répartition inventoriée, nous déduisons une répartition actualisée des nombres de sources par type dans les bureaux individuels incluant les systèmes principaux et secondaires (Figure 118). Les puissances associées aux halogènes BT et aux LBC sont des moyennes calculées à partir des distributions des puissances relevées dans l'inventaire. Les puissances des autres sources sont supposées n'avoir pas sensiblement évolué.

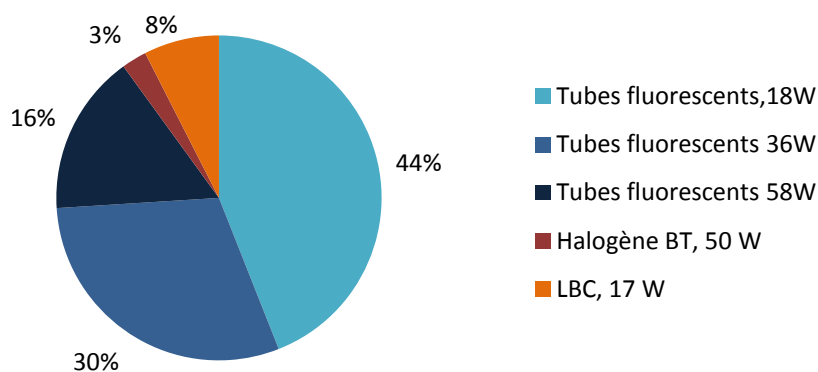


Figure 118 : Répartition actualisée des nombres de sources par type dans les bureaux individuels, incluant luminaires principaux et secondaires

De manière similaire, on obtient la répartition actualisée des sources pour les lampes de bureaux. La puissance moyenne d'une lampe de bureau (comprenant une seule source) est de 30,9 W. Elle était de 40,5 W au moment de l'enquête en raison des ampoules à incandescence.

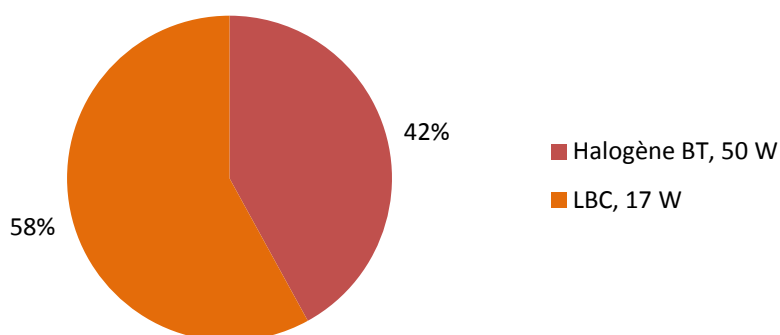


Figure 119 : Répartition actualisée des nombres de sources par type pour les lampes de bureau

D'après les mesures, la consommation surfacique annuelle moyenne et la durée annuelle de fonctionnement moyenne des lampes de bureau sont respectivement 0,5 kWh/m² et 589 h. Actualisée en supposant que la durée de fonctionnement moyenne n'est pas modifiée par le remplacement des types d'ampoules, la consommation surfacique annuelle est de $0,5 \times \frac{30,9}{40,5} =$

0,4 kWh/m². On en déduit une moyenne de 0,021 lampes de bureaux par m², soit une puissance surfacique moyenne de 0,021 × 30,9 = 0,6 W/m² dans les bureaux.

La puissance surfacique totale installée dans les bureaux était, d'après l'inventaire initial, de 19,3 W/m², répartis comme indiqué dans le Tableau 40. La puissance surfacique actualisée suit quant à elle la répartition indiquée dans le Tableau 41 et vaut 18,0 W/m². Il en résulte que la puissance de l'éclairage principal est en moyenne de 17,4 W/m².

Tableau 41 : Répartition actualisée des types de sources au sein de l'éclairage des pièces de bureaux

Type de source	Part actualisée de la puissance installée dans les pièces de bureaux	Puissance électrique
Halogènes BT	24 %	50 W
LBC	3 %	17 W
Tubes Fluorescents	73 %	18, 36 ou 58 W

4.5.3.2.2 Diversité des puissances d'éclairage entre bâtiments

L'inventaire fournit la puissance surfacique moyenne pour les 50 établissements. Toutes les pièces sont comprises mais ces valeurs approchent correctement les puissances moyennes surfaciques des pièces de bureaux, dans la mesure où celles-ci sont majoritaires (cf. 4.5.3.1), où les pièces communes ont des installations sensiblement équivalentes et où les puissances des circulations (plus faibles) et des sanitaires (plus élevées) tendent à se compenser. La moyenne sur les 50 bâtiments vaut 19,0 W/m² en incluant toutes les pièces et 19,3 W/m² en ne comptant que les pièces de bureaux.

Deux établissements, comprenant de nombreuses ampoules halogènes HT et BT décoratives, révèlent des puissances surfaciques particulièrement élevées avec 43,5 et 36,1 W/m². Ils sont supposés non représentatifs, d'autant que nous faisons l'hypothèse d'une disparition des halogènes HT depuis la date de la campagne (2004). Lorsqu'ils sont écartés, les puissances surfaciques totales sont en moyenne de 17,8 W/m² avec un écart-type de 4,3 W/m². La valeur de 17,8 W/m² est très proche de la puissance surfacique moyenne pour les pièces de bureaux obtenue après actualisation des types de sources lumineuses (18,0 W/m²). Il est délicat d'estimer comment l'actualisation aurait perturbé la distribution des puissances, présentée sur la Figure 120. Par conséquent, nous faisons l'hypothèse que l'écart-type entre bâtiments est conservé (même s'il y a lieu de penser qu'il a été réduit ; des technologies ayant disparues, une convergence a logiquement été opérée). Le modèle considère donc une puissance surfacique par bâtiment (pour les pièces de bureaux) distribuée suivant une loi normale de moyenne 18,0 W/m² et d'écart-type 4,3 W/m² (Figure 120).

Remarque : Le rapport de la campagne de mesures précise que « la puissance surfacique installée ne dépend pas de la taille de l'établissement » (Enertech, 2005).

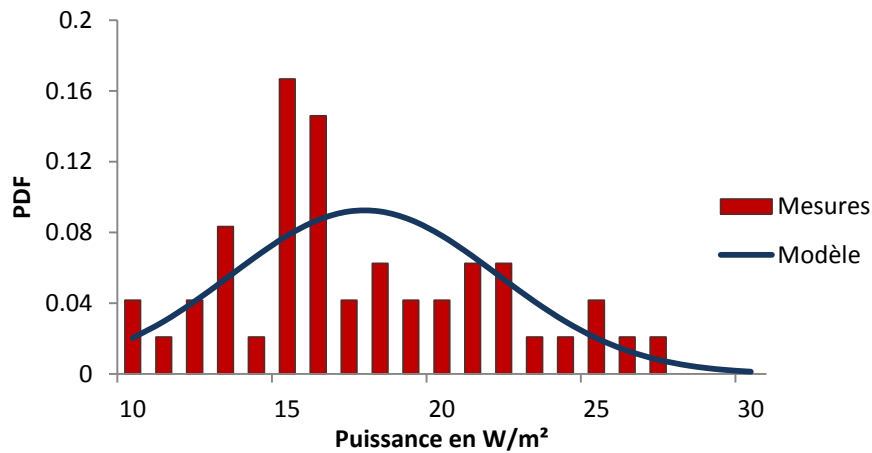


Figure 120 : Distribution des puissances surfaciques moyennes par bâtiment

En pratique, si aucune entrée relative aux puissances d'éclairage n'est saisie, une puissance est tirée par la MTI suivant cette distribution et elle est appliquée à l'ensemble des pièces de bureaux du bâtiment. Le ratio entre puissances des installations principales et secondaires est supposé constant. La puissance surfacique pour les pièces de bureaux est toujours allouée pour 97 % à l'éclairage principal et à 3 % aux lampes de bureaux qui constituent le système secondaire.

Remarque sur la gestion des lampes de bureaux : Au niveau du modèle de comportement (§ 4.5.2), lorsqu'un allumage a lieu, l'éclairage principal est systématiquement concerné et l'éclairage secondaire est allumé avec une probabilité de 44 % (les mesures font état de 0,8 allumage par jour pour les lampes de bureaux et 1,8 allumage par jour pour les plafonniers des bureaux individuels en moyenne). Les systèmes en revanche sont éteints indépendamment, la probabilité d'extinction lors d'un départ étant testée pour chacun d'eux. Ainsi, la durée moyenne pendant laquelle un luminaire au moins est allumé, est légèrement allongée lorsque les lampes de bureaux sont comptabilisées, conformément aux mesures.

Remarque sur le type de commande : le modèle pour l'instant n'envisage que des commandes manuelles et par pièces. Il sera intéressant d'intégrer des commandes automatiques d'allumage et/ou d'extinction et de prendre en compte le type de commande, à savoir par pièce, par zone (plusieurs ensembles de luminaires au sein d'une pièce pour ajuster l'éclairage aux besoins) ou par plateau (commande commune à plusieurs pièces résultant par exemple du cloisonnement d'anciens bureaux collectifs ou de l'utilisation de systèmes de GTC ou GTB). Les commandes par pièce sont largement majoritaires mais les autres types existent en proportion non négligeable (Tableau 42).

Tableau 42 : Répartition des types de commandes dans les bureaux individuels et paysagers

Type de bureau	Type de commande		
	Par pièce	Par zone	Par plateau
Individuel	86 %	5 %	9 %
Paysager	81 %	9 %	10 %

4.5.4 Analyse des hypothèses de modélisation de la gestion des occultations et de l'éclairage artificiel

Nous présentons ici plusieurs résultats obtenus avec le modèle complet incluant présence et gestion des occultations et de l'éclairage artificiel pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies. Pour

rappel les pièces de bureaux sont situées sur la façade sud et comprennent d'importantes surfaces vitrées (cf. § 4.2.1). On s'intéresse aux sorties relatives aux occultations puis à l'éclairage principal pour lequel différentes grandeurs sont comparées aux mesures réalisées sur les 50 bâtiments de bureaux. L'analyse n'est pas détaillée pour l'éclairage secondaire qui ne représente que 3 % de la puissance installée et fonctionne trois fois moins longtemps que l'éclairage principal en moyenne. 250 simulations ont été réalisées pour assurer la convergence des résultats.

4.5.4.1 Occultations

Les proportions d'occupants *actifs*, *passifs* et *moyens* sont égales par défaut (1/3). A chaque nouvelle simulation, les occupants générés se voient attribuer un type de façon aléatoire. La proportion d'actifs de moyens et de passifs est donc susceptible d'évoluer d'une simulation à l'autre. Le nombre d'occupants lui-même est déterminé suivant un processus probabiliste (cf. chapitre 2 §), donc certains bureaux peuvent, à l'occasion, être inoccupés. Dans ce cas les taux d'occultation de leurs vitrages sont supposés constants à 0 %. Le taux d'occultation moyen d'une baie est la moyenne annuelle de son taux d'occultation à chaque pas de temps. Le taux d'occultation moyen pour l'ensemble des baies (i.e. la moyenne des taux d'occultation moyens de chaque baie) a calculé sous différentes hypothèses (tableaux 43, 44 et 45). 250 simulations sont effectuées sous chacune d'elles afin d'assurer la convergence des résultats. Dans le modèle par défaut, les types d'occupants sont équiprobables (noté « ensemble »), les éclairagements sur les plans de travail sont calculés suivant la convention « bigmoy » (cf. § 4.4.3) et les types d'horaires sont attribuées suivant leurs proportions définies au chapitre 2 (§ 2.4.3.2). Le taux d'occultation moyen est alors de 21,5 %.

Le taux d'occultation moyen est logiquement plus élevé si tous les occupants sont *passifs* et plus faible si tous les occupants sont *actifs*. Les différences ne sont pas très importantes avec un écart de 7,9 points de pourcentage entre ces deux catégories extrêmes. Les valeurs minimales évoluent dans le même sens que la moyenne mais les valeurs maximales sont des valeurs isolées plus aléatoires.

Tableau 43 : Influence de la catégorie d'occupants sur le taux d'occultation moyen

		Catégories d'occupants			
		Défaut	Passifs	Moyens	Actifs
Taux d'occultation moyen en %	Moyenne	21,5	23,4	22,2	15,5
	Ecart-type	7,2	6,2	6,8	6,4
	Minimum	11	16	14	9
	Maximum	48	41	42	45

La convention de calcul de l'éclairage sur le plan de travail a un impact non négligeable sur le modèle. Entre la version par défaut (pour le bâtiment simulé) qui exclue de la moyenne les 25 % de points les plus sombres (en supposant que l'occupant d'un bureau individuel n'installera pas son plan de travail à l'endroit le moins lumineux), et la version la plus éloignée qui consiste à considérer l'éclairage au point où il est le plus faible, l'écart est de 7,5 points de pourcentage, c'est à dire un écart du même ordre qu'entre les catégories actifs et passifs. Il y a lieu de penser que l'influence de ce choix peut influencer sensiblement les calculs pour les grands bureaux partagés. Sur le cas d'étude cependant, l'impact sur les consommations d'éclairage est marginal comme nous le verrons au § 4.5.4.2.4.

Tableau 44 : Influence de la convention de calcul de l'éclairage sur le plan de travail sur le taux d'occultation moyen

		Convention de calcul de l'éclairément sur le plan de travail			
		« bigmoy »	« bigmin »	« min »	« moy »
Taux d'occultation moyen en %	Moyenne	21,5	14,3	14,0	18,8
	Ecart-type	7,2	6,8	6,6	6,7
	Minimum	11	6	6	10
	Maximum	48	41	42	39

La catégorie d'horaires de travail affecte peu la gestion des occultations. On observe que le taux est maximal pour la catégorie « 9 à 5 » ce qui peut s'expliquer par le fait qu'ils sont moins présents aux heures les plus sombres du matin ou de la fin de journée pour lesquelles la faible luminosité incite à lever les stores.

Tableau 45 : Influence de la catégorie d'horaires de travail sur le taux d'occultation moyen

		Catégorie d'horaires de travail					
		Défaut	8 à 4	9 à 5	10 à 7	matin après-midi	soir
Taux d'occultation moyen en %	Moyenne	21.5	20.8	21.8	19.9	18.5	19.1
	Ecart-type	7.2	6.1	6.6	6.9	6.3	6.5
	Minimum	11	11	11	11	9	9
	Maximum	48	41	40	39	37	40

Les résultats sont analysés sur un bureau choisi au hasard, le « Bureau suppl. », situé au sud-ouest du RDC (voir § 4.2.2), d'une surface de 9,8 m². La distribution des taux d'occultation sur les 250 simulations du modèle par défaut est représentée à la Figure 121. Elle évolue entre 4 et 32 %, sa moyenne est de 17,9 % et son écart-type de 6,0 %.

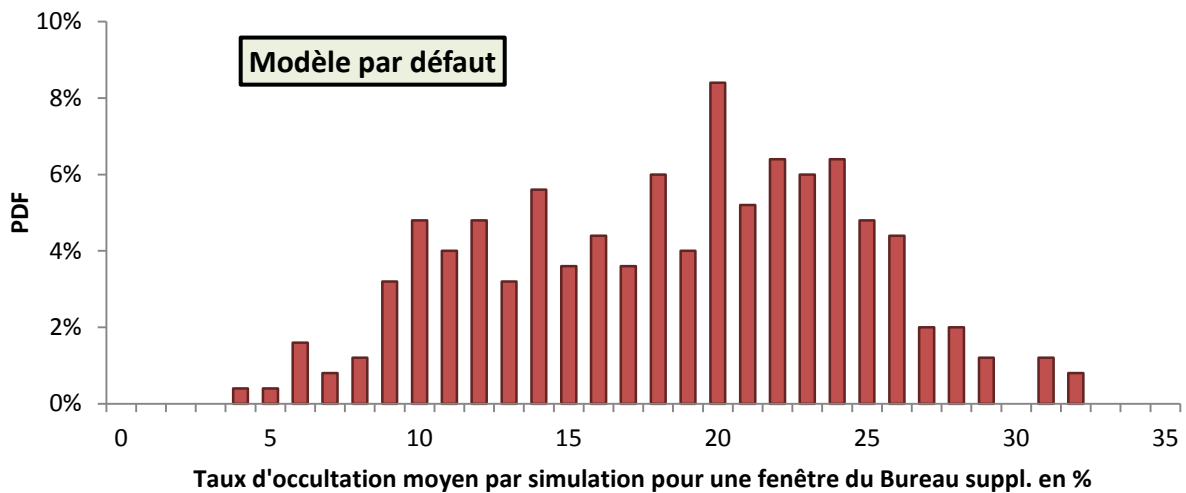


Figure 121 : Distribution du taux d'occultation entre simulations pour la fenêtre du « Bureau suppl. », avec le modèle par défaut (catégories équiprobables)

Les résultats obtenus lorsque le type d'occupant est spécifié sont représentés Figure 122. Le comportement des occupants moyens semble plus proche de celui des passifs que de celui des actifs. Il s'agit peut-être d'un effet de conditions spécifiques à ce bâtiment et à ce climat donc ce résultat ne peut pas être tenu pour universel. On remarque des optimums isolés, produits du processus stochastique, sur certaines simulations.

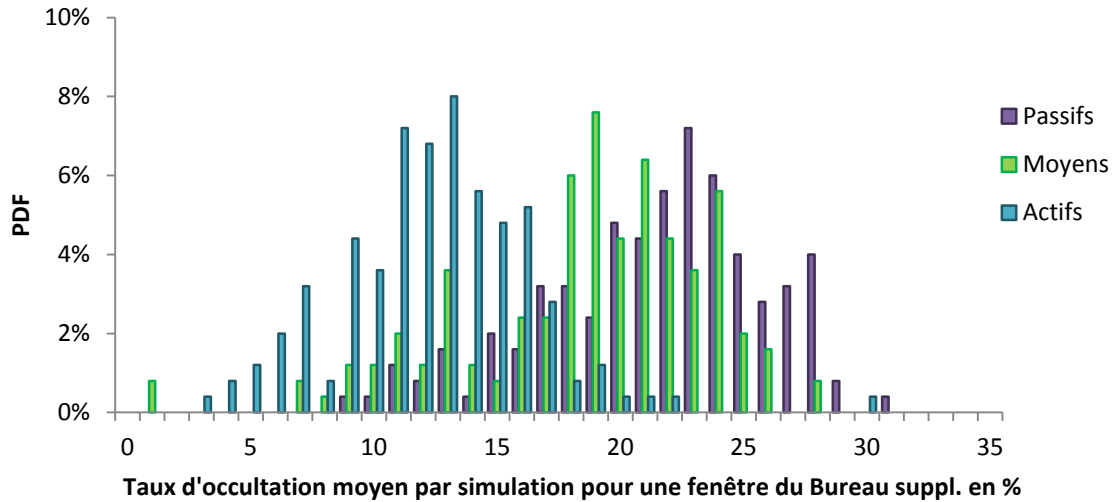


Figure 122 : Distribution du taux d'occultation entre simulations pour la fenêtre du « Bureau suppl. », pour les différentes catégories d'occupants

Des résultats plus détaillés pour le modèle par défaut sont regroupés dans le Tableau 46. On observe une différence importante d'une simulation à une autre en termes de nombres d'actions, avec un rapport de 1 à 10 entre les nombres minimaux et maximaux de levés et d'abaissements. Les stores sont légèrement moins souvent levés qu'abaissés : les occupants tendent à lever les stores entièrement et à les abaisser par paliers en cas de gêne visuelle.

Tableau 46 : Comparaison des résultats entre simulations pour la fenêtre du « Bureau suppl. »

	Nombre d'actions		Pourcentage du temps pendant lequel le taux d'occultation est de				
	Lever	Abaissement	100 %	75 %	50 %	25 %	0 %
Moyenne	111	116	2%	5%	17%	17%	111
Ecart-type	44	45	2%	3%	6%	6%	44
Min	22	22	0%	0%	1%	5%	22
Max	225	221	10%	17%	34%	40%	225

Remarque : sur 250 simulations, le « Bureau suppl. » a été inoccupé à 39 reprises.

4.5.4.2 Eclairage principal

4.5.4.2.1 Durée de fonctionnement de l'éclairage

La Figure 123 illustre la diversité des résultats entre simulations en termes de durée de fonctionnement de l'éclairage. Seulement 50 simulations sur les 250 ont été représentées pour des raisons de lisibilité. Chaque simulation est associée à une « boxplot » résumant les résultats pour l'ensemble des pièces de bureaux (minimum, 1^{er} quartile, médiane, 3^{ème} quartile et maximum). Pour la première simulation par exemple, l'éclairage principal a fonctionné durant 87 heures dans la pièce la moins longtemps allumée, moins de 196 h dans 25 % des pièces, moins de 236 h dans 50 % des pièces, moins de 268 h dans 75 % des pièces et 1960 h dans la pièce la plus souvent éclairée. Les moyennes ont été ajoutées (croix rouges) de manière à faciliter la comparaison avec les mesures réalisées dans les 50 bâtiments (Figure 124).

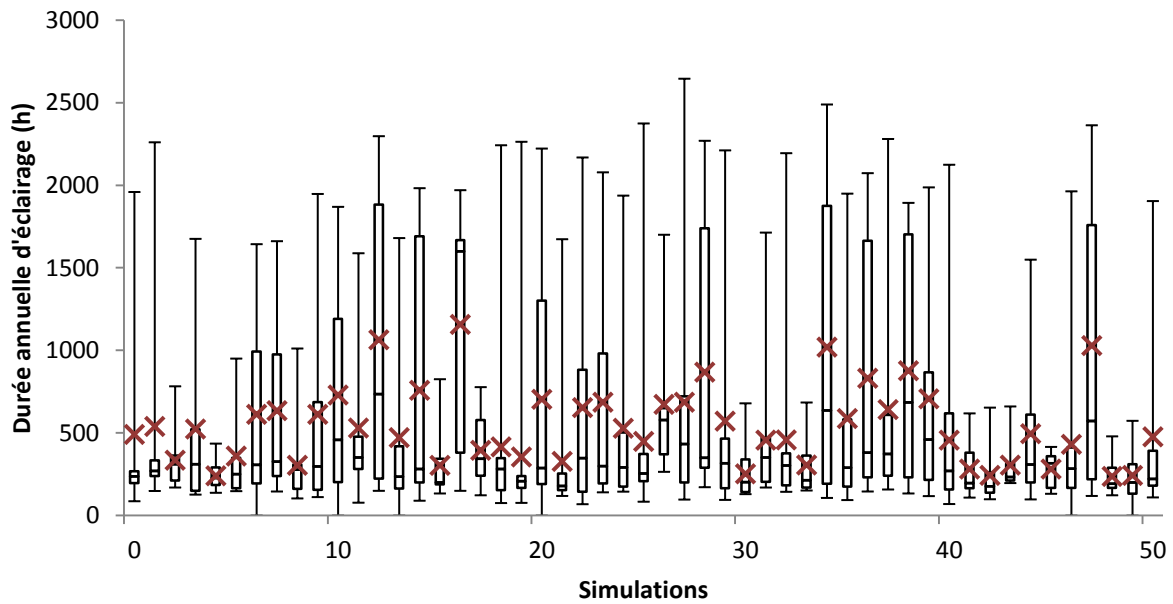


Figure 123 : Boxplots des durées annuelles de fonctionnement de l'éclairage principal dans les bureaux pour 50 simulations. Les moyennes sont représentées par des croix rouges.

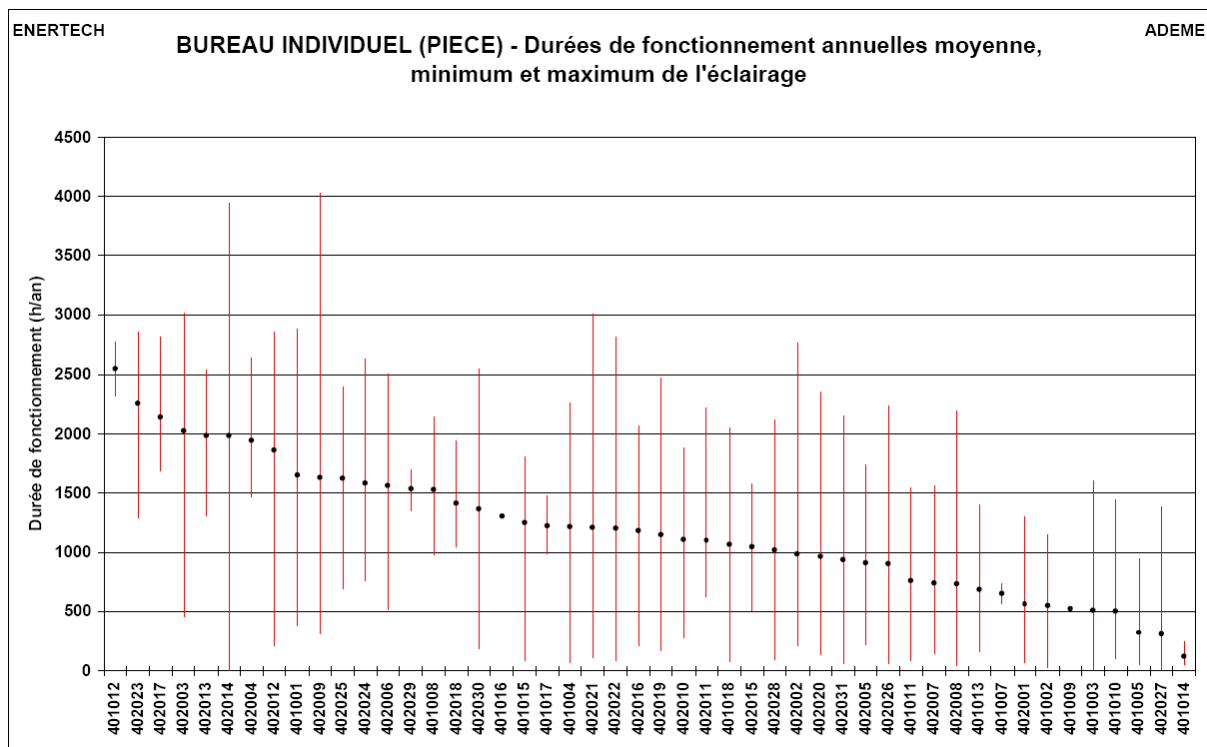


Figure 124 : Durées annuelles de fonctionnement moyennes, minimales et maximales mesurées dans les bureaux individuels de 50 bâtiments de bureaux

La durée de fonctionnement de l'éclairage principal des pièces de bureaux est en moyenne de 532 heures sur 250 simulations (avec un écart-type de 226 h) contre 1155 heures pour les 50 bâtiments mesurés. L'éclairage des bureaux a fonctionné de l'ordre de 500 heures par an dans environ 15 % des établissements instrumentés. Avec les éléments dont nous disposons, il n'est pas possible de pousser plus loin l'analyse et de déterminer s'il est légitime que le bâtiment Bureaux IZUBA Energies appartienne (en moyenne) à la catégorie des bâtiments faisant peu appel à l'éclairage artificiel ou si le modèle prévoit des durées de fonctionnement trop courtes. Des éléments laissent

penser que ce résultat est logique, la totalité de la surface des pièces de bureaux étant située à moins de 5 m d'une surface vitrée.

Les durées de fonctionnement moyennes simulées sont proches de celles des bâtiments les moins longtemps éclairés de la campagne de mesure. Cela n'empêche pas le modèle de produire à certaines occasions des durées de fonctionnement qui correspondent aux 50 % de bâtiments les plus éclairés de la campagne de mesure, avec des durées moyennes d'éclairage proches de 1500 h/an. La variabilité des prédictions résulte du caractère stochastique du modèle à chacune de ses étapes, depuis la densité d'occupation du bâtiment, les horaires de travail et les longues absences des occupants jusqu'à leur appartenance aux catégories *actifs*, *moyens* ou *passifs* de gestion des occultations et de l'éclairage (qui sont indépendantes, un individu peut être actif vis-à-vis des protections solaires et passif dans sa gestion de l'éclairage artificiel et inversement).

Remarque : la durée de fonctionnement de l'éclairage secondaire (lampes de bureaux) est de 181 h pour le bâtiment simulé et 489 h en moyenne sur les mesures.

4.5.4.2.2 Saisonnalité

La saisonnalité du fonctionnement de l'éclairage reflète l'évolution de la longueur des jours au fil de l'année. Elle fait également apparaître les périodes de moindre occupation des locaux correspondant aux vacances (notamment la période des fêtes de fin d'années et les mois de juillet et août). L'évolution du nombre d'heures de fonctionnement hebdomadaire prévues par le modèle est représentée sur la Figure 125. Le comportement du modèle est cohérent avec les mesures, présentées avec une résolution mensuelle pour six mois sur la Figure 126.

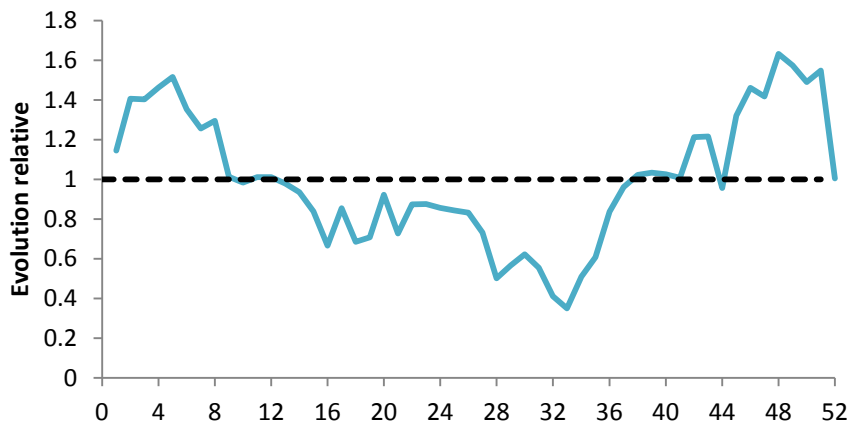


Figure 125 : Evolution hebdomadaire du nombre d'heures de fonctionnement de l'éclairage des bureaux du bâtiment Bureaux IZUBA Energies. En pointillé est représentée la moyenne hebdomadaire.

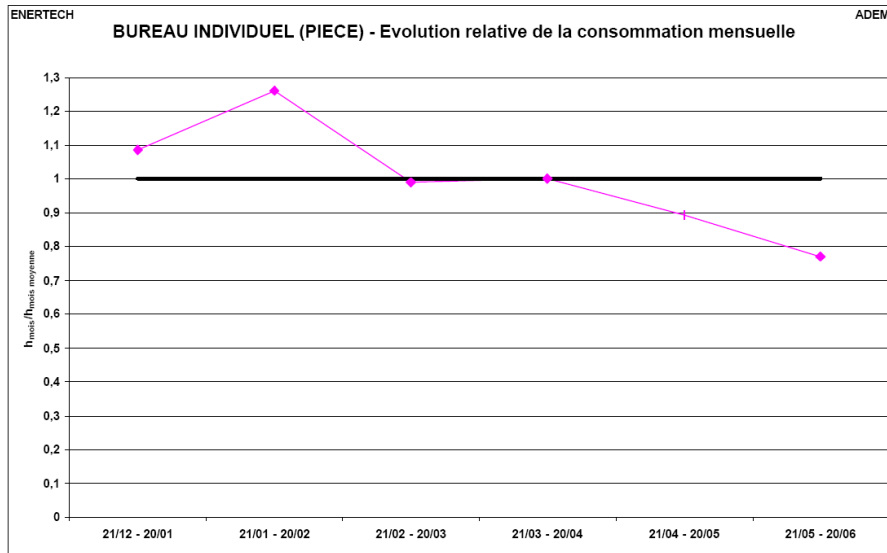


Figure 126 : Evolution du nombre d'heures de fonctionnement de l'éclairage des bureaux individuels pour les 6 premiers mois de l'année, en moyenne pour 50 bâtiments. Source : (Enertech, 2004)

Remarque : l'évolution saisonnière de l'éclairage secondaire est tout à fait similaire à celle de l'éclairage principal, tant pour les mesures que pour le bâtiment simulé.

4.5.4.2.3 Nombre d'allumages

Le nombre d'allumages moyen par pièces de bureaux est de 0,9 par jour travaillé entre le 1^{er} octobre et le 31 mars, et de 0,5 par jour travaillé pour le reste de l'année (Tableau 47).

Tableau 47 : Nombres d'allumages par jour ouvré

Nombre d'allumage par jour ouvré	Hiver	Ete
Moyenne	0,9	0,5
Ecart-type	0,2	0,2
Minimum	0,5	0,1
Maximum	1,4	1,1

L'écart-type est identique entre été et hiver bien que le nombre moyen d'allumages moyen soit supérieur en hiver. Les comportements sont donc plus irréguliers lorsque l'éclairage naturel disponible est important. A ces périodes, la différence entre occupants actifs et passifs se fait ressentir alors qu'elle est amoindrie en hiver quand les niveaux d'éclairages naturels sont tels que tous les occupants allument. Les mesures font état de 2,4 allumages en moyenne par jour ouvré en hiver et 1,2 en été soit un rapport été/hiver équivalent mais une nombre d'allumage moyen nettement supérieur (Tableau 48). Le ratio entre bâtiment simulé et moyennes des mesures est proche en termes de durées de fonctionnement (§ 4.5.4.2.1) et de nombre d'allumages (Tableau 48) indiquant que les durées des cycles de fonctionnement sont comparables, de l'ordre de 2 h.

Tableau 48 : Comparaison du nombre d'allumages et des durées de fonctionnement entre le bâtiment simulé et les mesures

	Nombre d'allumages (jours ⁻¹)	Durée de fonctionnement annuel (h)
Moyenne Bâtiment simulé	0,74	532
Moyenne Mesures	1,8	1155
Ratio	0,40	0,46

Le rapport sur la campagne de mesures ne fournit pas la distribution ou l'écart-type sur les nombres d'allumages moyens entre bâtiments. Nous pouvons supposer que le bâtiment Bureaux IZUBA Energies se situe parmi les 15 % de bâtiments ayant le nombre de cycles d'allumage le plus faible, en cohérence avec les durées de fonctionnement (cf. § 4.5.4.2.1).

Remarque : le nombre d'allumages moyens de l'éclairage secondaire est 0,28 jours⁻¹ pour le bâtiment simulé et 0,8 jours⁻¹ pour les mesures.

4.5.4.2.4 Courbe de charge

La courbe de charge moyenne de l'éclairage principal simulé pour un jour ouvré est présentée sur la Figure 127. Elle est donnée relativement à la puissance totale installée qui, pour rappel, est de 18,0 W/m² en moyenne (avec un écart-type 4,3 W/m²) dont 97 % sont alloués à l'éclairage principal. Dans le modèle par défaut, les horaires ne sont pas précisés, chaque occupant est associé à un type par tirage au sort suivant les proportions définies au chapitre 2¹⁶¹. La probabilité de présence moyenne est représentée pour mieux visualiser la dynamique d'évolution de la courbe de charge

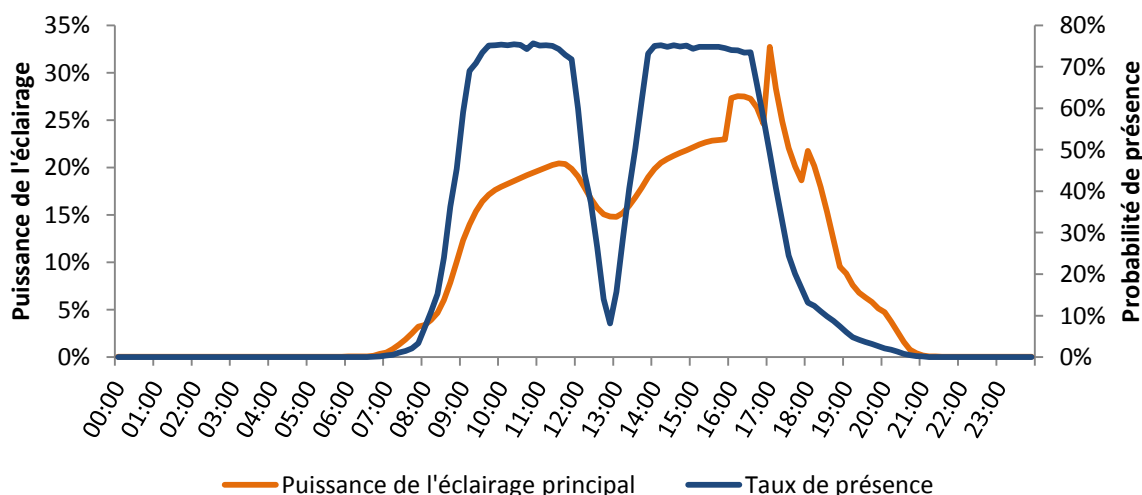


Figure 127 : Courbe de charge de l'éclairage principal (en orange) et taux de présence (en bleu) simulés sur le bâtiment Bureaux IZUBA Energies avec le modèle de présence par défaut, moyenne des jours ouvrés sur 250 simulations.

La puissance appelée augmente rapidement en début de matinée avec l'arrivée des occupants. Elle est ensuite relativement stable (environ 20 %) au cours de la journée, malgré la vallée correspondant à la pause déjeuner. A 16 h apparaît une première croissance rapide due à la baisse de luminosité en hiver. Elle est en partie interrompue par les départs des occupants effectuant des

¹⁶¹ Pour rappel, « Standard 8 à 4 » : 5,9 % ; « Standard 9 à 5 » : 59,4 % ; « Standard 10 à 7 » : 24,5 % ; « Extensif matin et après-midi » : 3,6 % ; « Extensif soir » : 6,6 %.

horaires « standard 8 à 4 » et « standard 9 à 5 » (pour les premiers d’entre eux). Un pic plus élevé (35 %) débute à 17h. Il correspond à la période où beaucoup d’occupants sont encore présents et où le jour décline fortement en hiver. Il est de courte durée car la baisse de luminosité est concomitante avec l’heure moyenne de départ des employés effectuant des horaires standard « 9 à 5 » (qui représentent 59 % des occupants). Un peu avant 18 h le départ des « 9 à 5 » est terminé pour l’essentiel. Les occupants encore présents continuent d’allumer l’éclairage, si ce n’est pas déjà fait, d’où la légère croissance observée.

Les variations de la présence apparaissent lissées dans la courbe du taux de présence moyen, mais en réalité chaque départ en fin de journée a un effet direct sur la courbe de charge puisque les bureaux du bâtiment simulé sont occupés pour l’essentiel par une seule personne. Le caractère abrupt des variations observées s’explique par le fait que les données météorologiques ont une résolution horaire. De plus tous les bureaux sont situés sur la même façade, donc soumis exactement aux mêmes sollicitations.

L’importance des horaires de travail apparaît clairement sur ce poste de consommation. La présence après 18 h qui ne représente que 3 % du temps de présence total est à l’origine de 13 % de la consommation d’éclairage. Les consommations d’éclairage annuel des pièces de bureaux ont été calculées pour les cinq catégories d’horaires du modèle à la Figure 128. Entre le l’horaire « standard 9 à 5 » et l’horaire « extensif matin et après-midi », la consommation est augmentée de 147 %.

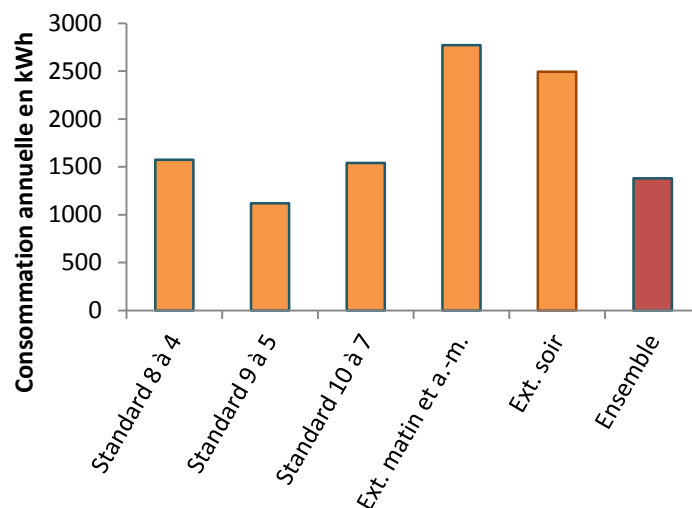


Figure 128 : Consommations annuelles d’éclairage pour les 5 catégories d’horaires de travail du modèle

Nous donnons ci-dessous les courbes de charge correspondants aux cinq catégories d’horaires du modèle (figures 129 à 132). Pour faciliter l’interprétation, la probabilité de présence pour le type d’horaires donné est représentée ainsi que la courbe de charge du modèle par défaut.

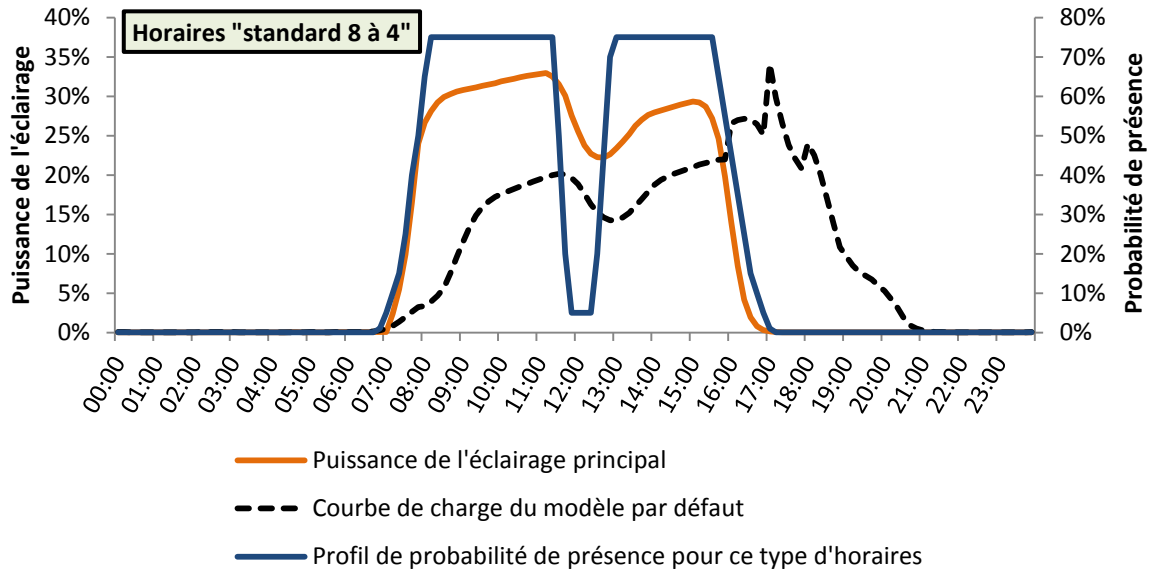


Figure 129 : Courbe de charge de l'éclairage principal (en orange) simulé et probabilité de présence (en bleu) pour le type d'horaire « standard 8 à 4 ». Moyenne des jours ouvrés sur 250 simulations. La courbe en pointillés noirs est la courbe de charge obtenue avec l'ensemble de horaires.

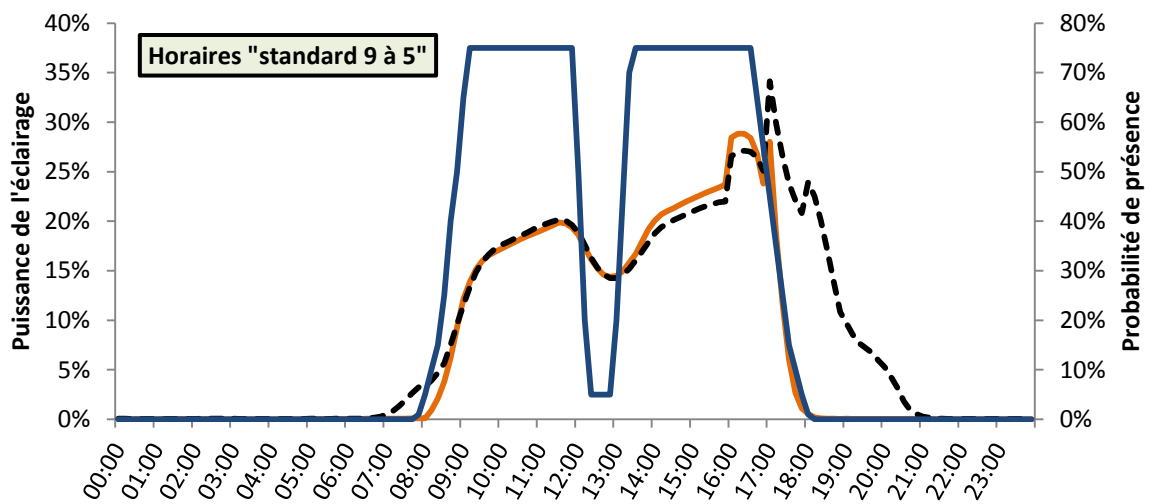


Figure 130 : Courbe de charge de l'éclairage principal (en orange) simulé et probabilité de présence (en bleu) pour le type d'horaire « standard 9 à 5 ». Moyenne des jours ouvrés sur 250 simulations. La courbe en pointillés noirs est la courbe de charge obtenue avec l'ensemble de horaires.

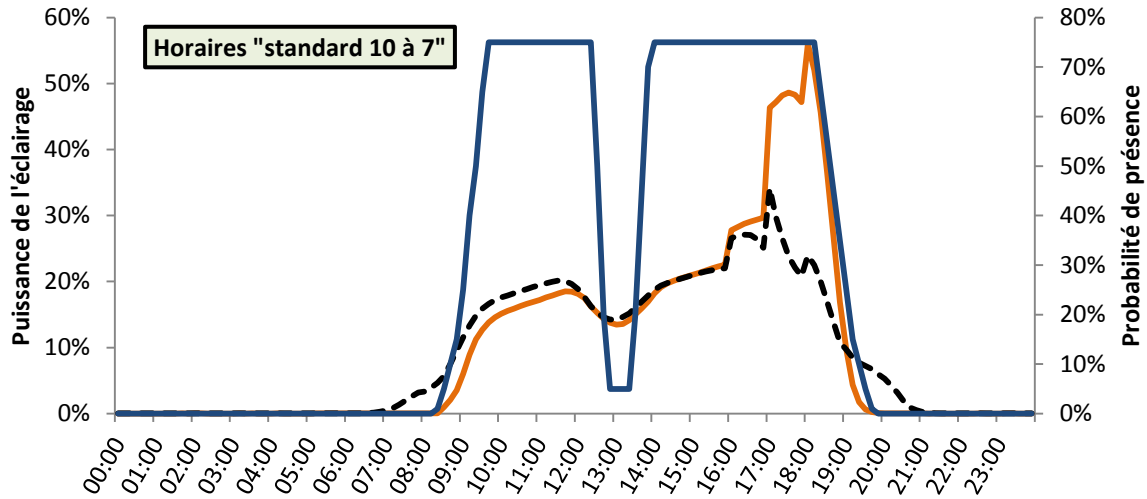


Figure 131 : Courbe de charge de l'éclairage principal (en orange) simulé et probabilité de présence (en bleu) pour le type d'horaire « standard 10 à 7 ». Moyenne des jours ouvrés sur 250 simulations. La courbe en pointillés noirs est la courbe de charge obtenue avec l'ensemble de horaires.

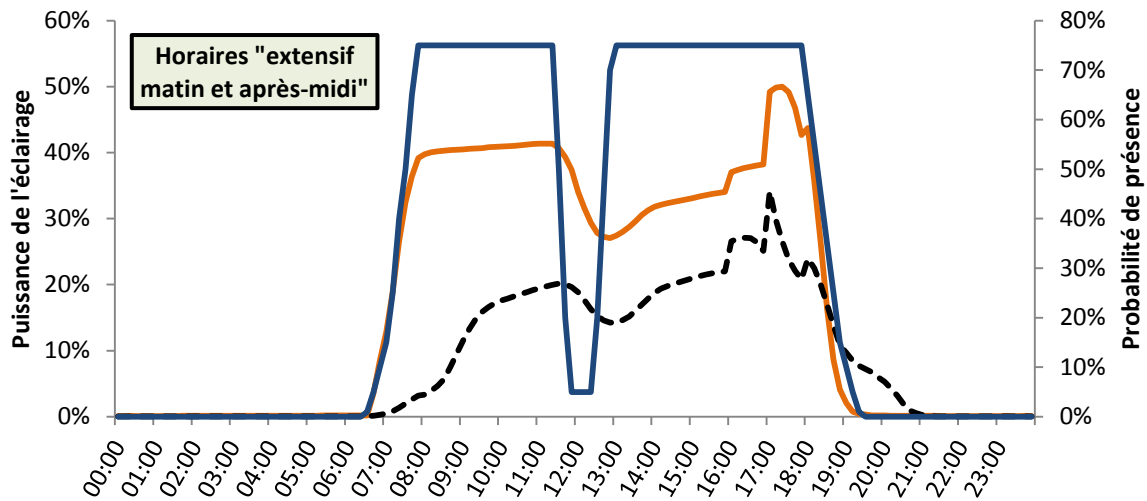


Figure 132 : Courbe de charge de l'éclairage principal (en orange) simulé et probabilité de présence (en bleu) pour le type d'horaire « extensif matin et après-midi ». Moyenne des jours ouvrés sur 250 simulations. La courbe en pointillés noirs est la courbe de charge obtenue avec l'ensemble de horaires.

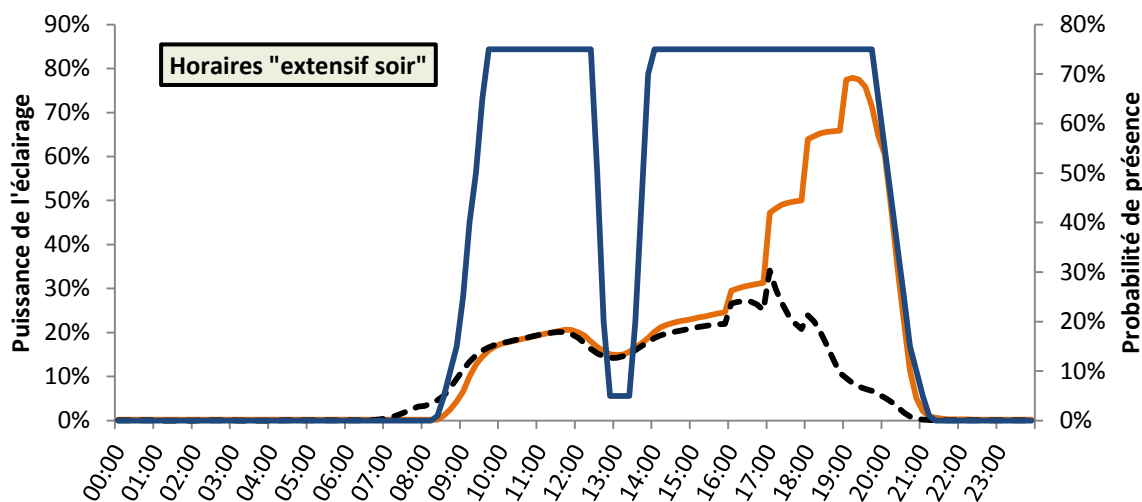


Figure 133 : Courbe de charge de l'éclairage principal (en orange) simulé et probabilité de présence (en bleu) pour le type d'horaire « extensif soir ». Moyenne des jours ouvrés sur 250 simulations. La courbe en pointillés noirs est la courbe de charge obtenue avec l'ensemble de horaires.

La dépendance de la courbe de charge au type d'horaire est très forte. La consommation de l'ensemble de la matinée et même du début d'après-midi est conditionnée par l'heure d'arrivée matinale. Lorsqu'elle est tardive (« standard 10 à 7 » et « extensif soir »), la puissance appelée n'excède pas 20 % de la puissance installée. Inversement les arrivées avant 8 h (« standard 8 à 4 » et « extensif matin et après-midi ») entraînent des taux d'allumage de 30 % à 40 %. Le type « standard 9 à 5 » est intermédiaire et étant majoritaire (59 %), il suit la courbe de charge du modèle par défaut. Logiquement, le taux d'allumage croît rapidement en fin de journée pour les types d'horaires qui s'étendent sur cette période. La courbe de charge moyenne mesurée dans les 50 bâtiments de bureaux ne présente exactement des caractéristiques différentes de la courbe de charge du modèle par défaut (Figure 134).

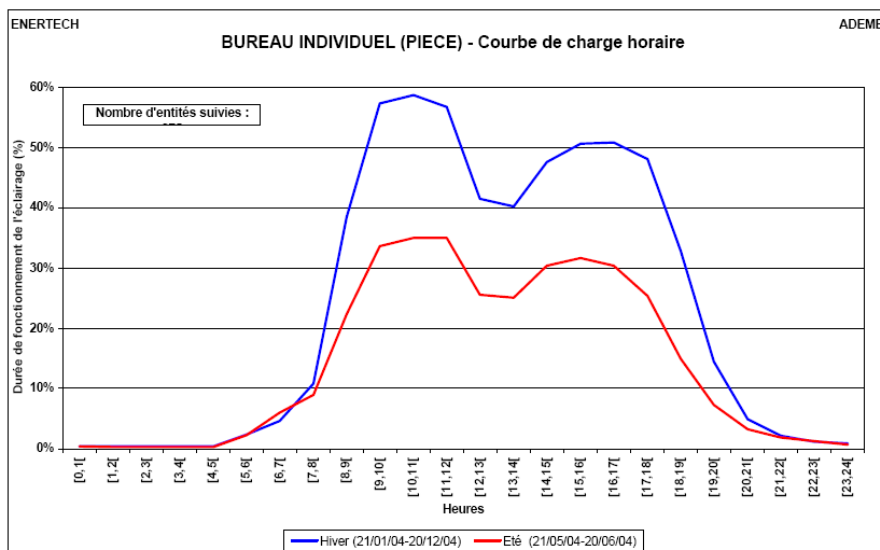


Figure 134 : Courbe de charge moyenne mesurée pour les bureaux individuels et pour les jours ouvrés dans 50 bâtiments. Source : (Enertech, 2004)

La différence d'amplitude entre simulations et mesures a été discutée aux paragraphes précédents : la durée de fonctionnement de l'éclairage et le nombre d'allumages sont inférieurs pour le bâtiment simulé à la moyenne des mesures.

Dans l'ensemble, la comparaison qualitative de la courbe de charge moyenne mesurée et des différentes courbes de charge simulée indique que les heures d'arrivée dans les bureaux instrumentés ont lieu plus tôt que les heures moyennes prévues par le modèle. Nous pouvons supposer que les catégories « standard 8 à 4 » et « extensif matin et après-midi » sont sous-estimées. A contrario la catégorie « standard 10 à 7 » qui est sans doute assez caractéristique de Paris et de la région parisienne est peut-être surreprésentée. Une autre explication tient au fait que les bureaux du bâtiment simulé sont occupés par une seule personne dans la majorité des cas alors que jusqu'à quatre travailleurs peuvent partager les bureaux « individuels » de la campagne de mesure. La personne qui arrive le plus tôt allume systématiquement alors que les suivantes, arrivant à une heure où l'éclairage naturel est suffisant, n'auraient peut-être pas allumé.

Par ailleurs, le bâtiment Bureaux IZUBA Energies est configuré d'une manière spécifique avec des bureaux fortement vitrés, alors que les établissements de la campagne de mesure peuvent présenter des dispositions moins avantageuses du point de vue de l'éclairage naturel (peu de surface vitrée, des espaces de travail éloignés des fenêtres, des orientations Est ou surtout Ouest mal protégées obligeant les occupants à utiliser davantage les occultations pour se prémunir de l'éblouissement tout en allumant l'éclairage, etc.) Ces différences rendent la comparaison plus délicate. La corrélation entre éclairage extérieur et usage de l'éclairage est sans doute moins forte sur l'ensemble des bâtiments de la campagne de mesure que sur le bâtiment simulé. Ceci explique aussi pourquoi, étonnamment, la consommation d'éclairage mesurée n'est pas plus élevée en fin d'après-midi qu'en milieu d'après-midi.

La gestion des occultations et de l'éclairage dans le cas des logements est modélisée au chapitre 5. L'approche de modélisation est différente car les comportements dépendent de variables plus nombreuses que dans les bureaux (problématiques du confort thermique et de l'intimité), ils sont potentiellement plus spécifiques au bâtiment (vue dégagée ou vis-à-vis proche) et ils varient en fonction des activités des occupants.

La section suivante porte sur la modélisation du contrôle des consignes de température dans les habitations. Les bâtiments de bureaux ne sont pas inclus car les occupants n'y ont pas une marge de manœuvre comparable. Un modèle simplifié pour les consignes du bâtiment Bureaux IZUBA Energies sera mis en œuvre pour les besoins de l'étude de cas au chapitre 6.

4.6 Contrôle des consignes de température dans les logements

La réglementation thermique en vigueur définit des scénarios de chauffage conventionnels pour les logements : la consigne est de 19 °C lors des périodes d'occupation¹⁶² et de 16 °C le reste du temps (avec toutefois des variations spatiales et temporelles conduisant à une augmentation de ces valeurs de l'ordre de 1 °C). Il est avéré (cf. état de l'art ci-dessous) que ces hypothèses représentent mal les consignes réelles dans les bâtiments et notamment dans les logements. L'objectif de cette section est de proposer un modèle plus conforme à la réalité, intégrant une diversité en termes de température de confort (i.e. durant l'occupation) et de gestion des réduits temporels (lorsque les occupants quittent les logement ou se couchent) et spatiaux (consignes pour les pièces inutilisées).

La problématique de la gestion des consignes de température suscite une attention croissante. La littérature récente fait état d'un certain nombre d'observations issues de mesures ou d'enquêtes, mais aucune proposition de modélisation répondant à nos objectifs n'a encore été publiée.

4.6.1 Etat de l'art

En France, la valeur de 19 °C fait figure de norme à plusieurs titres depuis le choc pétrolier de 1974 : prescription environnementale émanant des pouvoirs publics et relayée par les associations environnementales, hypothèse centrale des calculs thermiques réglementaires, règle de droit pour le chauffage des logements disposant d'un système collectif, en HLM comme en copropriété¹⁶³. Selon BrisePierre (2012), cette approche normative des 19 °C repose sur des hypothèses erronées :

- les habitants choisissent librement leur température de chauffage, autrement dit ils ont les moyens d'ajuster précisément la température qu'il fait chez eux en période de chauffe ;
- les besoins thermiques sont uniformes dans toutes les pièces et surtout quel que soit le profil sociodémographique des habitants, leur mode d'habiter et leur parcours de vie.

Huebner et al. (2013) confirment que la première hypothèse ne résiste pas aux faits. Leur étude repose sur la mesure des températures des pièces principales de 248 logements divers au Royaume-Uni pendant un an au pas de temps de 45 min. A partir d'un algorithme d'analyse de l'évolution de la température intérieure, ils affirment que la température de consigne (souhaitée) est de 20,6 °C en

¹⁶² Les logements sont supposés occupés le matin et le soir en semaine et en permanence le week-end.

¹⁶³ Le Code de la Construction et de l'Habitat établit depuis 1974 que : « les limites supérieures de température de chauffage sont [...] fixées en moyenne à 19°C pour l'ensemble des pièces d'un logement ». Code de la Construction et de l'Habitat (Article R*131-20).

moyenne, tandis que la température intérieure moyenne lorsque le chauffage est allumé n'est que de 19,5 °C. La présence d'équipements de chauffage complémentaires constatée à l'occasion d'enquêtes de terrain, tout comme les témoignages des habitants, attestent de l'incapacité à atteindre parfois la température souhaitée (BrisePierre, 2011).

De nombreux résultats de mesures ou d'enquêtes indiquent que la seconde hypothèse est également fautive. Un compte-rendu de la littérature sur les facteurs qui influencent les comportements vis-à-vis du chauffage a été réalisé par Wei et al. (2014). Dans le Tableau 49, les facteurs qui apparaissent prépondérants (dont l'influence est confirmée par plusieurs sources et infirmée par aucune) ont été sélectionnés et distingués selon qu'ils relèvent du comportement des occupants ou de la capacité à atteindre la consigne (système + bâtiment).

Tableau 49 : Facteurs influant sur le choix de la consigne ou la capacité à l'atteindre pour les logements

Facteur	Caractérisation qualitative de l'influence
Type de pièce	Les pièces à vivre sont chauffées à des températures supérieures et plus longtemps que les autres pièces.
Type de contrôle	Les thermostats centralisés, rares en France mais répandus aux E.-U., sont généralement contreproductifs en raison de leur complexité qui pousse les habitants à les utiliser en mode « température constante ». Les robinets thermostatiques sont utilisés par certains ménages par souci d'économies financières ou énergétiques. L'insuffisance des connaissances techniques est un frein à leur bonne utilisation. Il est souvent supposé que les robinets commandent la puissance et que par conséquent, la consigne sera plus vite atteinte en fixant les robinets au plus haut (alors qu'ils ne font que couper partiellement la circulation de l'eau une fois la consigne atteinte).
Age des occupants	Les personnes âgées étant en général moins actives et plus souvent à leur domicile (donc acclimatées à la température intérieure) préfèrent des températures plus élevées que la moyenne de la population. Les familles comprenant des enfants en bas âge ont également une propension à plus chauffer leur logement, pour des raisons de santé.
Taille du ménage	La température dans les logements habités par des ménages nombreux tend à être plus élevée que la moyenne. Toutefois, la relation de cause à effet entre taille du ménage et choix de consigne est brouillée du fait que les apports internes et métaboliques sont plus importants pour les ménages nombreux. Les réduits sont moins fréquents, sans doute en partie parce que les périodes d'occupation se chevauchent.
Statut d'occupation	Les locataires fixent des températures de consigne plus élevées. L'influence de la charge des frais de chauffage semble significative.
Heure de la journée	Les consignes évoluent en fonction de l'heure de la journée au gré de la présence et des activités des occupants. Elles sont plus faibles pendant la nuit (alors que les scénarios conventionnels considèrent un réduit en journée). En contradiction avec les scénarios conventionnels, les jours de semaine et les week-end n'apparaissent pas fondamentalement différents.
Genre	Les femmes semblent préférer des températures plus élevées. Les hommes, souvent plus intéressés par la technique, utilisent plus fréquemment les thermostats.

Climat	Paradoxalement plusieurs études révèlent des températures hivernales plus élevées sous des climats plus rigoureux.
Type de logement	Les appartements sont généralement plus chauds en hiver que les maisons. Plusieurs raisons peuvent expliquer ce phénomène : les logements collectifs sont plus chauds car plus compacts, tandis que les maisons ont davantage de surfaces déperditives. Dans les bâtiments collectifs, les logements les plus chauds entraînent à la hausse la température de l'ensemble de l'immeuble du fait des flux de chaleur traversant les parois intérieures non isolées. La corrélation entre type de logement et statut d'occupation (et charge des frais) est un autre facteur explicatif des différences observées. Les résidents diminuent plus fréquemment la consigne dans les appartements que dans les maisons. On peut supposer que, la consigne étant plus facile à atteindre, les habitants sont moins récalcitrants à baisser la température lorsqu'ils s'absentent.
Âge du logement, isolation	L'âge du bâtiment est fortement corrélé à son niveau d'isolation. Les températures sont plus faibles dans les bâtiments les moins isolés, vraisemblablement moins par choix des occupants qu'en raison de la difficulté qu'ont les systèmes à atteindre la consigne.

Dans la perspective de modélisation des comportements qui est la nôtre, l'écart entre température de consigne et température réelle est secondaire. L'objectif est de prévoir la température que les occupants souhaitent atteindre à un instant donné. En fonction des caractéristiques du système de chauffage, la puissance disponible peut s'avérer insuffisante, auquel cas la consigne n'est pas atteinte. L'incapacité du système à répondre aux attentes des habitants peut influencer les comportements. On peut aisément imaginer des habitants ne réduisant pas la consigne en cas d'absence sachant qu'il leur sera difficile de la retrouver. Ces aspects ne sont pas intégrés dans la modélisation proposée : les habitants fixent une consigne indépendamment du système et ensuite le système parvient ou ne parvient pas à répondre à la demande.

4.6.2 Proposition d'un modèle de contrôle des consignes de températures dans les logements

4.6.2.1 Principe du modèle

Parys et al. (2014) ont proposé une première ébauche de modélisation consistant à attribuer une consigne pour chaque logement, par tirage au sort suivant une distribution issue de mesures. La méthodologie que nous adoptons reprend la première étape et la complète, en intégrant des variations spatiales et dynamiques :

- Dans une première étape, une température de confort principale T_{base} , correspondant à la température souhaitée en cas de présence dans la pièce à vivre, est fixée pour chaque logement de manière aléatoire à partir d'une distribution issue de mesures.
- Dans une seconde étape, T_{base} est modifiée en fonction des caractéristiques et du ménage, dans le sens des observations résumées dans le Tableau 49.
- Une température de confort pour chaque zone du logement est ensuite déduite en fonction des pièces (ou plutôt des fonctions pour les logements, cf. chapitre 3) qu'elle contient. Le réduit est aléatoire sur une plage donnée, par exemple la température dans une chambre est

entre 0 et 2 °C inférieure à la température de confort principale. La température correspondante pour la zone thermique est calculée au prorata des températures des pièces qui la composent.

- Une probabilité de réduire la température en cas d'absence ou de sommeil est également affectée à chaque ménage.
- Un dernier paramètre aléatoire est fixé, indiquant si les pièces inutilisées (chambres, salles de bain, voire pièces à vivre pour des habitations spacieuses) sont chauffées ou non, auquel cas un réduit est considéré. Ce paramètre vise à rendre compte de la stratégie de cloisonnement (Brisepierre, 2012) observée chez les habitants qui ne chauffent que la partie réellement habitée de leur logement.
- Un scénario de chauffage est généré pour le logement : lorsqu'au moins un habitant est présent et non endormi, toutes les zones sont chauffées à leur température de confort (sauf les zones inutilisées si le paramètre indique qu'elles ne sont pas chauffées). Si une période de sommeil ou d'absence débute et si la probabilité de passer en réduit est supérieure à un nombre aléatoire entre 0 et 1, la température de réduit est considérée dans l'ensemble des zones jusqu'au retour/réveil d'un habitant.
- Le scénario de chauffage ayant été construit au cours d'un pré-process, il est utilisé sous forme d'un scénario déterministe pour la STD.

Les mêmes températures de confort et probabilités de réduire la température sont attribuées à l'ensemble des membres d'un même foyer. Ceci ne constitue pas une approximation très risquée si l'on en croit Lomas and Kane (2013) qui, à partir de mesures sur des logements au Royaume-Uni, constatent qu'un ménage « peut être vu comme un unique organisme avec sa perception partagée de ce qui est ou n'est pas confortable ». Andersen et al. (2011) et Fabi et al. (2013) ont également observé des préférences de températures variables d'un ménage à un autre mais homogènes au sein d'un même foyer.

Remarques :

- Chauffage individuel et chauffage collectif ne sont pas différenciés. Dans le cas d'un chauffage collectif, cela revient à supposer une situation optimale dans laquelle les occupants peuvent réguler la température selon leurs souhaits grâce aux robinets thermostatiques, ce qui n'est pas forcément le cas notamment en HLM.
- L'influence de l'inertie propre à chaque type d'émetteur sur les comportements n'est pas intégrée. L'utilisation d'un plancher chauffant par exemple devrait relever de pratiques spécifiques.
- Le cas du chauffage électrique est particulier car, à l'exception de radiateurs programmables, la consigne n'est pas fixée par défaut (ce que fait la loi d'eau dans les chauffages centralisés). Il est donc probable que la consigne soit plus variable avec un chauffage électrique, tout comme il est probable que les occupants la modifient plus fréquemment. Cet aspect n'est pas modélisé mais pourrait facilement être ajouté, en intégrant une modification de la consigne à l'arrivée des habitants par exemple.

4.6.2.2 Mesures de températures dans les pièces principales

Les données exploitées dans cette partie proviennent de plusieurs campagnes de mesures réalisées par le bureau d'études Enertech. L'échantillon comprend des bâtiments collectifs (dans une

large majorité) et individuels, neufs et rénovés, tous fortement isolés. La température intérieure a été suivie dans les pièces principales et parfois (mais trop rarement pour pouvoir en déduire des lois) dans des chambres. La consigne en période de chauffe est supposée être égale à la température moyenne durant les deux mois les plus froids de l'année. Pour chaque bâtiment la valeur indiquée est une moyenne pour les logements suivis (Tableau 50).

Tableau 50 : Recensement des logements dans lesquels la température de consigne a été mesurée

	Bâtiment	Ville (département)	Nombre de logements suivis	Température de consigne en °C
logements neufs	Immeuble Damidot	Villeurbanne (69)	10	21.3
	Immeuble Le Concerto	Grenoble (38)	6	21.5
	Immeuble Le Henri IV	Grenoble (38)	3	19.8
	Immeuble Le Connestable	Grenoble (38)	12	20.4
	Immeuble Le Carré d'Or	Grenoble (38)	4	20.2
	Immeuble Jardins de Bonne + Pallium dauphinois	Grenoble (38)	7	21.5
	Immeuble Le Vendôme	Grenoble (38)	4	21.3
	Immeuble Patio lumière	Grenoble (38)	4	21.1
	Immeuble Zac du Fort	Bron (69)	5	21.9
	Résidence Le Claret	Revel (38)	3	22.7
	Lotissement des Santolines	Ancône (26)	4	21.2
	Logements MINERGIE	Epagny (74)	11	20.7
	Bâtiment Le Pérenne	Epagny (74)	5	22.2
	Résidence Ambroise Croizat	Venissieux (69)	6	22.7
Trois bâtiments rénovés Quartier Franklin		Mulhouse (68)	3	21.9
			3	20.3
			5	18.5

La température de consigne moyenne pour l'ensemble des logements est de 21,1 °C. Elle concorde avec la moyenne déduite par Huebner et al. (2013) de l'analyse des températures hivernales dans 248 habitations en Grande Bretagne (20,6 °C, cf. supra avec un écart-type de 2,5 °C). Elle est également en accord avec des mesures effectuées dans une centaine de maisons passives dans plusieurs pays d'Europe centrale qui font état d'une température moyenne de 21,4 °C (Schnieders et Hermelink, 2006)

L'écart-type ne peut pas être estimé à partir des résultats agrégées par bâtiment auxquels nous avons accès. Nous avons opté pour une valeur de 2 °C, légèrement inférieure à celle de Huebner et al. (2013) car les logements simulés sont performants et nous supposons que les aspirations en termes de confort y sont moins diverses que dans l'ensemble du parc (comprenant une part importante de bâtiments mal isolés).

Pour chaque logement une température T_{base} est donc tirée aléatoirement suivant une PDF normale de moyenne 21,1 °C et d'écart-type 2 °C. Afin d'éviter des valeurs incohérentes, la loi est bornée entre 17,5 °C et 25 °C. Ces valeurs correspondant aux résultats d'une enquête auprès d'habitants de maisons passives indiquant des températures désirées comprises entre 17 et 25 °C avec une moyenne de 20,5 °C (Schnieders and Hermelink 2006).

4.6.2.3 Calcul de la température de consigne des zones

L'influence des caractéristiques sociodémographiques des ménages est traduite par une modification de T_{base} . Les valeurs des coefficients X_V associés aux variables influentes V sont déterminées par tirage aléatoire suivant des lois construites par hypothèses, inspirées des remarques qualitatives de la littérature¹⁶⁴ (Tableau 51). Une nouvelle température dite température de consigne principale et notée $T_{Cons-princ}$ est obtenue en additionnant les coefficients (positifs ou négatifs) à T_{base} .

$$T_{Cons-princ} = T_{base} + \sum_V X_V \quad (4.23)$$

Tableau 51 : Coefficients quantifiant l'influence de caractéristiques sociodémographiques sur la température de consigne

Coefficient	Distribution de probabilité
$X_{\hat{age}}$	Si au moins un habitant a plus de 70 ans ou moins de 12 ans alors $X_{\hat{age}} \sim \mathcal{U}(0; 1)$. Sinon $X_{\hat{age}} \sim \mathcal{U}(-1; 0)$
X_{genre}	Si un seul occupant femme, $X_{sexe} \sim \mathcal{U}(0; 1)$. Si un seul occupant homme, $X_{sexe} \sim \mathcal{U}(-1; 0)$. Sinon $X_{sexe} = 0$
X_{charge}	Si locataire n'ayant pas la charge des frais de chauffage (50% des locataires par défaut) alors $X_{charge} \sim \mathcal{U}(0; 2)$. Sinon $X_{charge} \sim \mathcal{U}(-0,6; 2)$.

La Figure 135 présente les distributions de T_{base} et $T_{Cons-princ}$ obtenues pour 1 000 simulations. On observe l'effet des bornes de T_{base} à 17,5 °C et 25 °C mais il n'est plus visible pour $T_{Cons-princ}$ qui est « autorisée » à les franchir. Les valeurs théoriques minimales et maximales de $T_{Cons-princ}$ sont respectivement 15,9 et 29 °C mais les valeurs observées sur 1 000 simulations sont comprises entre 16,5 et 26,8 °C. Les lois normales de mêmes moyennes et mêmes écarts-types que les distributions ont été tracées comme repères visuels.

¹⁶⁴ La quantification de l'influence est fondée sur des hypothèses faute de données suffisamment précises mais l'influence du facteur (et son signe) est avérée d'après la littérature (cf. § 4.6.1).

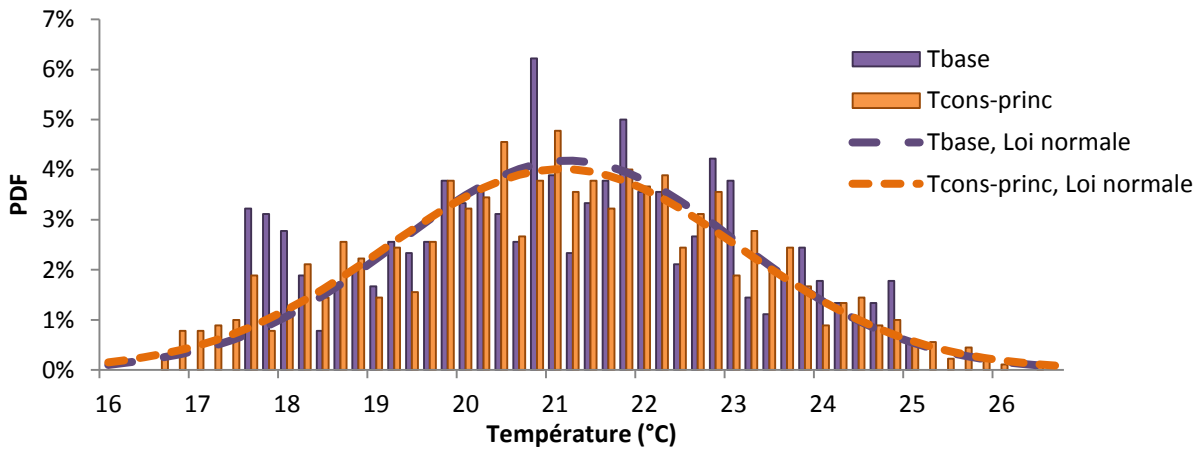


Figure 135 : Distribution des températures Tbase et Tcons-princ pour 1000 simulations

A partir de $T_{Cons-princ}$, une température de consigne est calculée pour chaque zone qui compose le logement en fonction des pièces qu'elle contient. Les chambres sont supposées être moins chauffées conformément aux observations de la littérature (voir aussi l'état de l'art sur le confort thermique du chapitre 1). La différence de température avec la pièce principale est notée $Réduit_{ch}$. Elle est tirée aléatoirement (une valeur par logement) suivant une loi uniforme entre 0 et 3 °C. Les cuisines, salles de bain et circulations sont supposées être chauffées à la même température de consigne que la pièce principale, la littérature ne faisant pas apparaître de tendance claire les concernant. Les pièces peuvent aussi être inutilisées ; les chambres notamment (par exemple une personne seule dans une maison qui compte deux chambres) mais aussi éventuellement des salles de bain ou des pièces à vivre. Certaines pièces sont systématiquement inutilisées (du point de vue de la consigne) comme les celliers. L'algorithme considère par défaut une probabilité de 75 % que les pièces inutilisées soient chauffées à une température $T_{Cons-princ} - Réduit_{inut}$ (si les pièces inutilisées sont chauffées, elles sont associées à une température suivant les règles « normales » définies précédemment). $Réduit_{inut}$ est tiré aléatoirement (une valeur par logement) suivant une loi uniforme entre 1 et 4 °C. La température de consigne d'une zone est finalement obtenue en faisant la moyenne des températures des pièces qui la composent. Puisque les surfaces associées aux pièces ne sont pas connues (cf. chapitre 3), la pièce principale est pondérée d'un facteur 3 (ratio moyen estimé de leur surface par rapport aux surfaces des autres pièces). Ainsi pour une zone comprenant un séjour associé à une consigne de 21 °C et deux chambres associées à des consignes de 19 °C, la consigne sera $(21 \times 3 + 19 \times 2)/5 = 20,2$ °C. La formule générale d'obtention de la consigne de zone est :

$$T_{Cons-zone} = \frac{\sum_{i=1}^{Nb \text{ de pièces}} \alpha_i (T_{Cons-princ} - Réduit_i)}{\sum_{i=1}^{Nb \text{ de pièces}} \alpha_i} \quad (4.24)$$

avec $\alpha_i = 3$ si la pièce i est la pièce principale et 1 sinon. $Réduit_i \sim \mathcal{U}(0; 3)$ si la pièce i est une chambre et $Réduit_i \sim \mathcal{U}(1; 4)$ si la pièce i est inutilisée.

Remarque : La différence entre appartements et maisons n'est pas directement intégrée par un coefficient modifiant la température de consigne principale. Nous supposons que les habitants de maisons ont les mêmes exigences de températures que ceux des appartements. L'hypothèse est sans doute valable pour des bâtiments performants, mais elle est plus contestable dans le cas de maisons mal isolées pour lesquelles les habitants savent qu'ils ne peuvent pas maintenir des températures

élevées. En revanche, les maisons comptent en moyenne plus de pièces inoccupées que les appartements et par conséquent le modèle va générer des consignes de zones plus faibles en moyenne dans les maisons que dans les appartements.

4.6.2.4 Dynamique de gestion des consignes

Le modèle considère que les habitants sont susceptibles de baisser la température de consigne lorsqu'ils s'absentent ou qu'ils se couchent. Dès lors qu'ils sont présents et éveillés les températures de consigne correspondent à leur niveau de confort souhaité. Lorsqu'une période de réduct potentiel débute, la probabilité d'une diminution de la température de consigne est comparée à un nombre aléatoire entre 0 et 1. Les probabilités $P_{réduit}$ sont fixées aléatoirement au début de la simulation afin de refléter la diversité des ménages en la matière. Ainsi certains baisseront systématiquement le chauffage en cas d'absence, d'autres le baisseront de temps en temps et d'autres jamais. Les intervalles des probabilités ainsi que les valeurs des réduits correspondants aux périodes d'absence et de sommeil sont données dans le Tableau 52.

Tableau 52 : Périodes de réduct possible et valeurs de réduits correspondantes

Période	Probabilité du réduct	Distribution de probabilité
Sommeil	$P_{réduit-sommeil} \sim \mathcal{U}(0; 0,5)$	$Réduit_{sommeil} \sim \mathcal{U}(0,5; 1,5)$
Absence longue (> 2 jours)	$P_{réduit-abs longue} \sim \mathcal{U}(0; 1)$	$Réduit_{abs longue} \sim \mathcal{U}(3; 5)$
Absence courte* (> 4 heures)	$P_{réduit-abs courte} \sim \mathcal{U}(0; P_{réduit-abs longue})$	$Réduit_{abs courte} \sim \mathcal{U}(1,5; 2,5)$

* La probabilité de réduct en cas de départ pour une absence courte ne peut pas être supérieure à la probabilité de réduct en cas de départ pour une absence longue.

Les probabilités des réduits sont fixées indépendamment de leur amplitude. Il est probable qu'en réalité ces paramètres soient corrélés. Des occupants économes, par exemple, porteront leur attention à la fois sur la consigne (valeur de réduct) et sur la régulation (probabilité de réduct). Si des données le confirment, le modèle pourra être modifié en conséquence.

4.6.2.5 Résultats du modèle de gestion des consignes

Le modèle est testé sur 1 000 logements aléatoires générés à partir des statistiques pour la France métropolitaine du Tableau 53. Les distributions des nombres de pièces pour chacun des types d'habitation sont connues d'après le recensement de la population (cf. chapitre 3). A partir de ces informations les ménages sont créés de manière automatique suivant le processus stochastique décrit au chapitre 3.

Tableau 53 : Probabilités pour les localisations et types des logements générés aléatoirement

Localisation	Maison	Appartement	Autre
Urbaine-périurbaine	10,8 %	29,4 %	0,5 %
Rurale ou semi-rurale	46,1 %	12,8 %	0,4 %

Les résultats du modèle pour 1 000 logements (et donc 1 000 ménages) aléatoires simulés sont récapitulés dans le Tableau 54.

Tableau 54 : Résultats du modèle de gestion des consignes pour 1000 logements aléatoires

Sortie	Moyenne sur les 1000 logements
Nombre de pièces inutilisées par logement	1,2
Nombre de réduits « absence longue »	2.10 ⁻⁴ jours-1
Nombre de réduits « absence courte »	0,05 jours-1
Nombre de réduits « sommeil »	0,18 jours-1
Durée des réduits « absence longue »	0,6 min/jour
Durée des réduits « absence courte »	27 min/jour
Durée des réduits « sommeil »	92 min/jour

Le nombre de pièces inutilisées moyen n'est pas négligeable. La proportion de ménages ne chauffant pas les pièces inutilisées est fixée par défaut à 75 % (voir supra), l'influence de cette hypothèse sur les besoins de chauffage est analysée au chapitre 6. Le nombre de réduits correspondant aux absences longues (supérieures à deux jours) est insignifiant puisque celles-ci sont rarissimes. L'intégration des vacances dans le modèle de présence pour les logements constitue une perspective de travail (cf. chapitre 3). Les nombres de réduits correspondants à des absences courtes ou des périodes de sommeil sont plus fréquents et constituent des durées non négligeables (les réduits pendant le sommeil durent en moyenne $92 \text{ min} / 0,18 = 8\text{h}30$ lorsqu'ils se produisent). En l'absence de mesures permettant de calibrer plus finement le modèle, l'influence des probabilités ($P_{\text{réduit}}$) et des amplitudes correspondantes ($R_{\text{réduit}}$) sur les consommations d'énergie, est analysée au chapitre 6.

4.7 Discussion, conclusion du chapitre

4.7.1 Discussion

Des modèles de comportements des occupants ont été développés pour être intégrés à des outils de simulation, mais ne sont généralement testés que sur des cas simples visant à démontrer leur utilité. Dans ce chapitre, nous avons réalisé un couplage générique de plusieurs modèles de comportement avec un outil de simulation. Cela signifie qu'ils sont applicables à n'importe quel bâtiment sans qu'il soit nécessaire de renseigner un grand nombre d'entrées supplémentaires (en pratique, les modèles peuvent fonctionner directement avec les choix par défaut). Un certain nombre de problématiques ont alors été soulevées.

La présence dans les pièces constitue une entrée des modèles de comportement mais il n'est pas envisageable de considérer une zone thermique par pièce pour des bâtiments de grande taille. La solution proposée pour les bâtiments de bureaux consiste à associer, de manière automatisée, les occupants à des pièces uniques (leur bureau) à l'intérieur des zones thermiques. Leurs allées et venues ne concernent que ces pièces et ils n'agissent sur les fenêtres, les dispositifs d'occultation et l'éclairage artificiel que dans cet espace circonscrit¹⁶⁵. Dans le cas des logements, les habitants utilisant plusieurs pièces, différentes solutions sont envisagées pour le modèle de gestion des fenêtres mais elles conduisent à des prédictions sensiblement différentes. La méthode retenue limite l'influence du zonage thermique¹⁶⁶ : la présence dans le logement est vue par le modèle de gestion des fenêtres quel que soit le découpage effectué. Cependant, il est possible qu'une gestion de la présence zone par zone conduise à des résultats plus réalistes. La progression sur cette question passe par la comparaison des prédictions du modèle à des mesures dans des habitats variés.

Le couplage des modèles de comportement avec un logiciel de STD soulève une problématique de temps de calcul. En particulier, l'appel à un logiciel de calcul d'éclairage est nécessaire à l'intégration de la dynamique des comportements vis-à-vis des occultations et de l'éclairage artificiel. La solution proposée consiste à discrétiser les taux d'occultations en 5 niveaux et à réaliser l'ensemble des calculs d'éclairage naturel au cours d'un pré-process indépendant sous l'hypothèse que les fenêtres d'une même pièce ont des taux d'occultation identiques. De cette manière, le couplage entre thermique et éclairage intégrant le comportement des occupants est réalisé sans augmentation sensible des temps de calcul. Il faut effectuer 5 calculs d'éclairage indépendamment du modèle thermique une seule fois pour l'ensemble des simulations du bâtiment. La simulation des comportements vis-à-vis des occultations et de l'éclairage dure de l'ordre d'une seconde par simulation sur un PC ayant une capacité de 8,00 GO de mémoire vive et équipé d'un processeur Intel(R) Core(TM) i7-3520M de fréquence 2,90 GHz.

¹⁶⁵ La mise en œuvre informatique de cette solution passe par la conservation d'informations relatives à la géométrie des pièces et la disposition des fenêtres issue de la modélisation graphique du bâtiment, alors que ces informations sont normalement transformées pour les besoins du calcul thermique. Par exemple, pour chaque zone les surfaces de pièces et les façades extérieures des pièces qui le composent sont fusionnées et on ne sait plus si une fenêtre appartient à une pièce de la zone ou à une autre (ce qui est sans importance pour le calcul thermique qui somme les apports solaires de l'ensemble des fenêtres de la zone). Ceci concerne le cas particulier du couplage avec *COMFIE* ; en cas d'utilisation d'autres logiciels de STD, ce point serait à aborder.

¹⁶⁶ Pour rappel, deux logements ne peuvent pas être regroupés dans une même zone (cf. § 3.7) mais chaque logement peut être décomposé en plusieurs zones.

Le développement d'un modèle plus précis, abordant par exemple les risques d'éblouissement peut être envisagé. Il s'agirait alors d'effectuer un couplage avec un modèle basé sur la méthode des lancers de rayons. Pour maîtriser l'augmentation des temps de calcul, des techniques informatiques telles que la parallélisation seraient alors indispensables.

La question des temps de calcul est également critique en ce qui concerne le calcul des débits d'air liés aux ouvertures de fenêtres. Une méthode simplifiée a été retenue consistant à dériver un débit d'air entrant directement en multipliant la surface de la fenêtre par un coefficient aléatoire calibré à partir de mesures. Un calcul plus précis pourrait reposer sur un modèle de type réseau nodal (déjà chaîné à la STD) mais l'effet sur les temps de calcul devrait alors être maîtrisé. Par ailleurs, des entrées supplémentaires, incertaines, seraient nécessaires : vitesse et direction du vent, coefficient de pression des façades et état d'ouverture et étanchéité des portes intérieures.

Le modèle stochastique de gestion des fenêtres développé par Haldi et Robinson (2009) a été calibré sur des mesures nombreuses mais issues d'un unique bâtiment. Des procédures de validation croisée ont été conduites avec d'autres bâtiments, révélant une robustesse acceptable du modèle pour des conditions climatiques proches de celles du bâtiment initial (Schweiker et al. 2011). Cependant, ces procédures demandent à être reproduites sur des échantillons plus significatifs car les résultats ne permettent pas de conclure sur la possible généralisation du modèle et sur les conditions de sa validité. Les études de cas réalisées dans ce chapitre ont révélé des incohérences dans les prédictions de ce modèle lorsqu'il est appliqué à un bâtiment de bureau sous un climat chaud et ensoleillé du sud de la France et pour des températures de consigne voisines de 20 °C. D'autres études de cas allées à des mesures sous des climats variés sont nécessaires pour avancer sur cette problématique. Dans le cas des bureaux, la solution privilégiée à nos yeux est le calibrage de variantes des modèles pour plusieurs climats-types. Il faudrait donc effectuer un calibrage sur plusieurs bâtiments dans un climat continental, sur plusieurs bâtiments soumis à un climat méditerranéen, etc. Dans le cas des logements, l'intégration de variables relatives à la qualité de l'air ou aux odeurs semble indispensable car le modèle prévoit un nombre vraisemblablement trop faible d'ouvertures lorsque la température extérieure est basse. Or des enquêtes et des mesures ont prouvé que les habitants ouvrent leurs fenêtres malgré le froid pour des raisons diverses, pour certains jusqu'à plusieurs heures par jour en moyenne pendant la période la plus froide de l'année (cf. § 4.3.3.3.2). Il serait intéressant d'évaluer les performances du modèle développé par Andersen et al. (2013), mais celui-ci présente quelques lacunes à nos yeux (cf. § 4.3.1). Les développements devraient capitaliser sur la connaissance des scénarios d'activités, qui renseignent indirectement sur la qualité de l'air et les odeurs.

Les résultats obtenus avec le modèle d'occultation semblent indiquer une possible généralisation à des climats plus ensoleillés que celui de Lausanne (Suisse) pour lequel il a été calibré. Cette conclusion provisoire demande à être confirmée.

Il serait intéressant d'intégrer des données de contexte local dans les modèles. Il y a lieu de penser que les comportements d'usages ne sont pas les mêmes dans un centre-ville dense, dans une zone urbaine de constructions élevées ou dans un quartier pavillonnaire par exemple. Les contraintes sur la qualité de l'air ou le bruit y sont différentes et elles influencent fortement les ouvertures des fenêtres par les occupants.

Des études de cas sur des bâtiments de bureaux variés permettraient d'évaluer les prédictions du modèle au regard des résultats de l'importante campagne de mesures présentée dans la section 4.5.3.

L'introduction des catégories d'occupants *actifs* et *passifs* à partir des x_{50} des modèles logit à une variable (cf. § 4.3.2.3) permet une représentation simple et efficace, mais trop caricaturale de la diversité des comportements. Des bases de données plus conséquentes permettraient soit de proposer une gradation plus fine des catégories soit d'envisager d'autres méthodes d'intégration de la diversité : sélection d'un individu parmi les individus « réels » de la base ou génération de nouveaux individus aux caractéristiques uniques.

Concernant la gestion des consignes de température, des apports de la sociologie seraient utiles pour définir, si possible, des profils sociologiques archétypaux correspondant à des comportements standardisés. En croisant les caractéristiques sociales, la culture technique, les normes de confort et la sensibilité environnementale, Beslay et al. (2014) distinguent plusieurs profils idéaux-typiques qu'ils classent en « économes » et « consommateurs ». A l'heure actuelle, cette typologie n'est pas associée à des consommations quantifiées et les catégories ne sont pas distinguées en fonction de caractéristiques sociodémographiques mais plutôt par des définitions qualitatives (p.ex. « les écolos », « les économes » ou les « dispendieux »).

4.7.2 Conclusion du chapitre

Plusieurs modèles de comportement sélectionnés dans l'état de l'art ont été couplés à un outil de STD. Des adaptations ont été nécessaires pour les mettre en musique avec les modèles de présence et d'activités développés aux chapitres précédents. Ce faisant, des difficultés non abordées par la littérature ont été soulevées (les modèles γ sont utilisés sur des exemples avec des modèles de présence simplifiés). Une méthode générale a été proposée dans le cas des bureaux. Pour les logements, deux hypothèses pour le couplage des modèles de présence et de gestion des fenêtres ont été évaluées. L'écart sur les consommations de chauffage est significatif pour une maison individuelle performante, selon que l'on considère l'une ou l'autre hypothèse. La question mérite d'être approfondie dans des études ultérieures, notamment avec des bâtiments moins performants.

La multiplication des collectes de données et des études de cas s'avère indispensable pour assurer la fiabilité des modèles de gestion des fenêtres et des protections solaires. La formulation des modèles existants (chaînes de Markov, modèles logit) et leurs méthodes de calibrage (sélection des variables explicatives par itération) sont robustes mais les données de calibrage manquent de représentativité. Certaines spécificités du bâtiment ayant servi au calibrage transparaissent trop dans le modèle. Pour les bâtiments de bureaux, des modèles applicables dans des configurations variées pourraient davantage être obtenus en calibrant les modèles existants sur des échantillons plus représentatifs, plutôt qu'en recherchant de nouvelles formulations. L'objectif serait d'obtenir plusieurs variantes dont les frontières d'applicabilité seraient clairement définies. Concernant les ouvertures de fenêtres dans les logements, les modèles existants pourraient être complétés ou de nouveaux modèles développés, de manière à intégrer les activités des habitants.

Le couplage des modèles de comportement avec un logiciel de STD soulève une difficulté liée au temps de calcul, qu'exacerbe l'utilisation de la méthode de Monte-Carlo. Plusieurs solutions originales ont été proposées pour pallier ce problème, parmi lesquelles figure la réalisation des calculs d'éclairement suivant une méthode simplifiée au cours d'un pré-process.

Les puissances d'éclairage ont été modélisées grâce à des résultats d'une campagne de mesures dans 50 bâtiments de bureaux. La comparaison des résultats du modèle complet (de présence, de gestion des occultations et de gestion de l'éclairage artificiel) aux mesures, souligne l'intérêt des modèles stochastiques dans la représentation de la diversité. Au delà des consommations d'éclairage, cette diversité affecte la thermique du bâtiment d'une simulation à une autre. L'analyse des résultats indique une grande influence des horaires de travail sur les consommations d'éclairage.

Une modélisation originale du choix des consignes de chauffage et de leur ajustement dynamique a été élaborée sur la base de données mesurées dans 95 logements performants en France, 248 logements au Royaume-Uni, et sur un recensement des observations qualitatives de la littérature. Un processus probabiliste fixe les consignes en fonction des caractéristiques sociodémographiques des ménages et des types de pièces. Et la gestion des réduits dépend des scénarios d'activités générés par le modèle présenté au chapitre 3.

Malgré les difficultés relatives au modèle d'ouverture des fenêtres, les différentes méthodes mises en œuvre prouvent leur capacité à modéliser des comportements réalistes et variés. A ce stade, le composant couplé à l'outil de simulation est en mesure de générer à chaque simulation :

- Pour les bâtiments de bureaux : des occupants en nombre variable, leurs scénarios de présence annuels, leurs actions sur les fenêtres, sur les stores et sur l'éclairage artificiel. L'utilisation des modèles couplés à l'outil de STD requièrent pour unique entrée le marquage des zones comme étant ou non des « pièces de bureau ».
- Pour les logements : des ménages avec leur caractéristiques complètes, les scénarios d'activités annuels des individus, leurs actions sur les fenêtres et leur gestion des consignes de chauffage. Les seules entrées nécessaires sont le type de bâtiment, sa localisation et les fonctions des pièces contenues dans les différentes zones.

Les principaux éléments restant à modéliser concernent l'utilisation des appareils électriques et de l'éclairage dans les logements, les puisages d'eau dans les logements et l'utilisation des appareils de bureautique dans les bâtiments de bureaux. Ils font l'objet du cinquième chapitre.

Les paramètres incertains des modèles présentés au cours de ce chapitre sont intégrés aux analyses de sensibilité du chapitre 6 afin d'évaluer leur influence sur les consommations énergétiques et sur le confort des occupants

Chapitre 5 : Modélisation des usages d'électricité spécifique et des consommations d'ECS

Résumé du chapitre:

Quatre modèles originaux sont développés au cours de ce chapitre. Le principal, qui fait l'objet de la section 5.1, permet :

- d'attribuer des appareils électriques (lavage, cuisson, froid, informatique, audiovisuel, etc.) aux ménages suivant des probabilités qui dépendent de leurs caractéristiques sociodémographiques ;
- de définir des cycles de fonctionnement individualisés par appareil ;
- de simuler l'utilisation des appareils en liant les probabilités de déclenchement aux activités des habitants.

Les trois étapes de ce modèle reposent sur une grande quantité de données avec des campagnes de mesures suivies sur les consommations de plusieurs dizaines d'appareils de chaque type durant une année, avec un pas de temps de 10 min.

Le second modèle (section 5.2) permet d'équiper automatiquement un logement en luminaires, et de simuler l'utilisation de l'éclairage pièce par pièce en fonction des activités des occupants, de la localisation, de l'heure de la journée et du mois de l'année. Il est basé sur les données d'une campagne de mesures durant laquelle l'intégralité des luminaires de 100 logements, situés dans différentes régions de France, a été suivie avec un pas de temps de 10 min.

Le modèle complet, incluant la simulation des appareils et de l'éclairage, est utilisé pour produire des scénarios d'apports internes très précis. Une démonstration de son fonctionnement, indépendamment de la STD, pour générer des courbes de charge à l'échelle de plusieurs logements ou d'un parc de bâtiments, est également présentée.

Le troisième modèle (section 5.3), comme les précédents, repose sur la modélisation des activités des habitants. Il vise à générer des scénarios de puisage d'eau, afin d'améliorer le réalisme de modèles déjà couplés à l'outil de STD, consacrés aux installations solaires thermiques et aux pertes de circulation. Il permet aussi d'introduire de la diversité entre ménages sur le poste ECS, qui gagne en importance avec l'amélioration des performances thermiques des bâtiments. Les données utilisées proviennent d'enquêtes à l'échelle nationale et d'une campagne de mesures portant sur 300 logements.

Le quatrième et dernier modèle de ce chapitre permet de simuler les consommations de bureautique des bâtiments de bureaux. Il repose sur un inventaire et une campagne de mesures réalisés dans 50 bâtiments de bureaux. Des postes informatiques aux caractéristiques variables sont alloués à chaque occupant, puis leur fonctionnement est simulé en fonction des scénarios de présence et des modes de gestion déterminés grâce aux mesures. Les appareils partagés (imprimantes, photocopieurs, serveurs, etc.) sont ajoutés sous la forme d'une consommation constante.

Des pistes d'amélioration sont discutées pour chacun des modèles et les paramètres principaux sont identifiés en vue d'intégrer les analyses de sensibilité du chapitre suivant.

5.1 Modélisation des appareils électriques et de leur utilisation dans les logements

5.1.1 Introduction sur l'électricité spécifique

L'électricité spécifique est l'électricité utilisée pour les services qui ne peuvent être rendus par aucune autre source d'énergie. La consommation d'électricité spécifique d'un logement comprend donc les consommations des appareils électriques de cuisson, de froid, de lavage, de loisirs et de bureautique. En revanche le chauffage, la climatisation et l'eau chaude sanitaire (ECS) ne relèvent pas de l'électricité spécifique. Du point de vue de l'énergétique du bâtiment, l'utilisation de ces appareils se traduit, en plus de la consommation électrique, par un dégagement de chaleur dû à l'effet joule. S'ils entraînent une diminution des besoins de chauffage, ces apports sont aussi à l'origine de situations d'inconfort en été dans les bâtiments fortement isolés, puisque la chaleur dégagée ne peut pas être évacuée.

5.1.1.1 Diversité entre ménages

Les consommations d'électricité spécifique varient fortement d'un ménage à un autre. Les ménages possèdent et utilisent plus ou moins d'appareils électriques selon le nombre et de l'âge de leurs membres, leurs revenus, leurs activités, etc. La diversité d'origine comportementale est totalement négligée actuellement dans les calculs réglementaires, qui considèrent des scénarios déterministes simples (Figure 136). L'utilisation de scénarios de ce type dans les outils de simulation génère une erreur sur la prédiction du confort et des besoins de chauffage et de rafraîchissement des bâtiments.

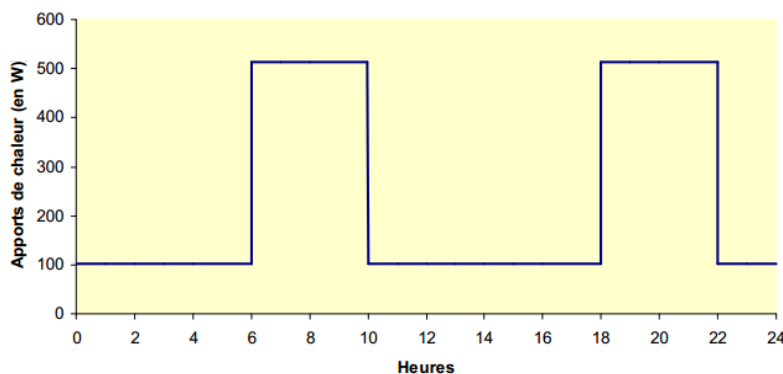


Figure 136 : Apports internes liés à l'électricité spécifique dans une maison de 90 m² pour un jour de semaine d'après la RT 2012

5.1.1.2 Croissance du poste de consommation

L'amélioration des performances techniques des équipements est loin de compenser leur prolifération, notamment dans le secteur des technologies numériques. En tenant compte de la croissance du parc, les consommations d'électricité spécifiques en France augmentent continuellement de 4 % par an contre 0,5 % pour le chauffage (Orselli, 2008). Soit un logement dont les performances thermiques correspondent au niveau de la RT 2012 (50 kWh en énergie primaire/m²/an pour le chauffage et l'ECS) et dont la consommation en électricité spécifique correspond à la moyenne

française (30 kWh en énergie finale/m²/an d'après l'ADEME pour l'année 2011), l'électricité spécifique représente alors 61% de la consommation en énergie primaire de ce logement¹⁶⁷.

Pour toutes ces raisons (importance et croissance rapide du poste, forte diversité inter-ménages), il apparaît essentiel d'intégrer les usages d'électricité spécifique dans les analyses d'incertitude des outils de STD.

5.1.2 Etat de l'art

La modélisation des courbes de charge domestiques a été rapidement évoquée dans l'état de l'art sur les modèles de présence dans les logements (cf. § 3.1.2). En effet, la modélisation des activités, dans la plupart des modèles construits à partir des EET, ne constituait qu'une étape intermédiaire de la modélisation des consommations électriques. Il s'agissait généralement de simuler des stratégies de gestion de la demande du point de vue des consommateurs telles que l'optimisation pour réduire les appels de pointe, de simuler la gestion du réseau ou d'étudier l'adéquation entre la demande et la production d'unités décentralisées (panneaux solaires, micro-cogénérations).

L'état de l'art présenté ici se concentre sur les modèles qui suivent une approche ascendante (bottom-up). L'intégralité de la consommation d'électricité spécifique d'un logement y est reconstruite par addition des consommations de chacun des appareils. Ceci est réalisé en croisant des données sur la présence ou les activités des occupants (qui permettent de délimiter les périodes potentielles d'utilisation) avec des données sur les puissances des différents appareils, connues grâce à des données constructeur ou des mesures. A l'opposé, une approche descendante (top-down) considère l'ensemble des appareils comme une boîte noire et la consommation future est prédite à partir de l'historique des consommations. Un état de l'art détaillé des modèles à la fois top-down et bottom-up a été réalisé par Grandjean et al. (2012). D'après ces auteurs, les modèles bottom-up qui utilisent en entrée une modélisation de la présence ou des activités des occupants basée sur des EET sont les plus précis dans la reproduction de la diversité d'origine comportementale. Plusieurs modèles de ce type ont retenu notre attention et sont présentés ci-dessous.

Tanimoto et al. (2007) ont été les premiers à relier leur modèle d'occupation (génération de séries d'activités, parmi 31 possibles, aléatoirement, cf. § 3.1.2) à des usages électriques. Pour ce faire, ils ont utilisé un certain nombre de règles déterministes définies par types d'appareils : possibilité de partage, type de personne pouvant déclencher l'appareil, commencement au début, au milieu ou à la fin de l'activité, puissance en fonctionnement et en veille (identiques pour tous les appareils d'un même type) et durée d'un cycle (fixée en minutes ou égale à la durée pendant laquelle l'activité est pratiquée). Les données utilisées sont japonaises et relativement spécifiques, notamment en ce qui concerne les compositions des foyers (qui comprennent par exemple une grand-mère présente toute la journée dans une famille de 5 personnes), les surfaces de logements ou certaines pratiques culinaires. Le raccordement déterministe des activités aux usages électriques dans ce modèle pose question (il est par exemple supposé qu'un four à micro-ondes est systématiquement utilisé lors de la préparation d'un repas). L'analyse des sorties n'est présentée

¹⁶⁷ 1 kWh d'énergie finale électrique correspond à 2,58 kWh d'énergie primaire d'après la convention couramment utilisée en France (ADEME, Réglementation thermique).

qu'à un niveau agrégé (100 logements) et ne permet pas de juger de la validité des consommations prédites à l'échelle d'un ménage (notamment leur diversité).

Nous avons évoqué le travail de Widén et al. (2012) dans l'état de l'art consacré aux modèles de présence des occupants basés sur des EET. L'objectif de leur modèle est de reproduire des profils de consommation électrique à l'échelle d'un foyer ou d'un nombre quelconque de foyers agrégés. Dans un premier temps, le modèle d'occupation, calibré sur une EET suédoise, génère des séries d'activités, parmi neuf possibles¹⁶⁸, pour chaque occupant par l'intermédiaire d'un processus MCMC. Dans un second temps, des appareils électriques sont attribués au logement à partir de taux de pénétrations¹⁶⁹ moyens en Suède. L'utilisation des appareils est ensuite reliée aux activités suivant des règles déterministes diverses : pendant ou après l'activité, puissance constante, évolution cyclique de la puissance, etc. Ces règles sont construites à partir de l'EET puisqu'il était demandé aux personnes interrogées de renseigner à la fois leurs emplois du temps et leurs usages d'appareils électriques¹⁷⁰. L'éclairage est traité à partir d'un modèle spécifique nécessitant en entrée le niveau d'éclairage extérieur (cf. § 5.2.1). Une consommation supplémentaire est ajoutée afin de tenir compte de consommations non répertoriées, généralement faibles lorsqu'elles sont considérées individuellement. Par hypothèse une puissance constante par occupant est additionnée, sa valeur est choisie de sorte que la consommation totale prévue par le modèle corresponde à celle obtenue dans une campagne de mesures. Il est supposé que certaines activités sont systématiquement partagées tandis que d'autres sont strictement individuelles. Si plusieurs occupants réalisent en même temps une activité partagée, la consommation associée n'est comptée qu'une fois et sa valeur n'est pas modifiée. Les puissances électriques utilisées pour la conversion sont issues de mesures (consommations moyennes des appareils par pas de temps de 10 minutes) dans des logements dont certains étaient inclus dans la campagne d'EET.

Sur un cas d'études, le modèle reproduit les principales caractéristiques attendues : consommation totale, variabilité journalière et annuelle (la dernière étant due à l'éclairage), variations rapides de la puissance appelée, coïncidence des pointes et une certaine diversité entre foyers. Cependant ces résultats correspondent à un niveau agrégé alors que les comparaisons aux mesures usage par usage font état d'écarts significatifs. De plus, aucune distinction n'est opérée en fonction des caractéristiques des individus. Ainsi, il apparaît que ce modèle reproduit efficacement les consommations à l'échelle d'un parc de bâtiment mais ne permet pas de reproduire finement les appels de puissance à l'échelle d'un logement. Par ailleurs, la méthode de calibrage, dans laquelle les liens entre activités et usages électriques sont fixés par les résultats de l'EET, fige en quelque sorte les comportements à la date de l'enquête. La mise à jour du modèle est délicate, l'intégration de nouveaux équipements ou de modifications des comportements nécessiterait de nouvelles enquêtes.

Suivant une approche différente, Richardson et al (2010) proposent un modèle dont nous avons présenté l'aspect « présence/absence » précédemment (cf. § 3.1.2). Les données d'une l'EET

¹⁶⁸ Activités du modèle de Widen et al. : « absent », « dormir », « cuisiner », « faire la vaisselle », « se laver », « regarder la télévision », « utiliser un ordinateur », « écouter de la musique », « autre ».

¹⁶⁹ Taux de pénétration ou taux d'équipement : pourcentage de la population totale équipée d'un bien de consommation donné.

¹⁷⁰ Généralement, les EET ne demandent pas le renseignement des usages électriques (en tout cas celles de l'Insee ne le font pas). Il s'agit donc d'une EET assez spécifique.

britannique ont servi à établir, pour sept activités¹⁷¹ et à avec un pas de temps de 10 minutes, la probabilité qu'elles soient entreprises en fonction du nombre d'occupants actifs. Ces profils sont statiques et établis une fois pour toutes pour un jour de semaine et pour un jour de weekend. Ils fournissent, par exemple, la probabilité, pour chaque pas de temps au cours d'une journée de semaine, qu'au moins un occupant soit occupé à faire la cuisine quand n occupants sont actifs dans le logement (n allant de 0 à 5 et les jours de semaine et de weekend étant différenciés, il y a donc 12 profils journaliers pour l'activité « cuisine »). Suivant les taux de pénétration moyens au Royaume-Uni, chaque logement est équipé en appareils de manière aléatoire au départ de la simulation. A chaque appareil est attribuée une puissance (constante ou cyclique), identique pour tous les appareils de même type (p.ex. les télévisions ont toujours la même puissance en fonctionnement et la même puissance de veille). Pour gérer le déclenchement des appareils, un nombre supplémentaire, appelé « scalaire de calibration », est affecté à chacun d'eux. Il permet d'exprimer la probabilité de déclenchement en fonction de la probabilité qu'une certaine activité ait lieu (p.ex. la probabilité que les plaques de cuissons soient utilisées si un occupant cuisine). La probabilité de l'activité est calculée à chaque pas de temps grâce au théorème des probabilités conditionnelles de Bayes à partir des deux entrées suivantes : la probabilité de chaque niveau d'occupation active (de 0 à 5, pour chaque pas de temps) et la probabilité qu'une activité ait lieu conditionnée par le niveau d'occupation (fournie par les profils journalier, cf. supra, par exemple la probabilité « qu'un individu fasse la cuisine un jour de semaine quand trois personnes sont présentes et éveillées dans le logement »). Les durées de fonctionnement des appareils sont constantes pour chaque type (p.ex. les plaques de cuisson fonctionnent toujours 16 min).

La validation du modèle sur 22 logements instrumentés montre une reproduction fidèle des consommations globales malgré une diversité entre foyers atténuée (notamment par l'utilisation de valeurs moyennes pour les puissances et pour les profils d'activité). Par rapport aux autres approches, celle-ci présente l'avantage de gérer des usages électriques simultanés puisque les occupants ne sont pas assignés à une activité précise mais simplement repérés comme actifs. Ce modèle présente la gestion du partage des activités la plus poussée puisque, pour les applications concernées, la consommation augmente en fonction du nombre d'individus qui la partagent (de manière non linéaire, un troisième occupant incrémente moins la consommation que le deuxième, etc.). Par ailleurs, le fait d'avoir traité les données de l'EET en distinguant les foyers selon leur nombre de membres (cinq catégories), permet de prendre en considération les corrélations entre les activités des membres d'un même ménage. Cependant, cela impose l'utilisation de matrices distinctes pour chaque taille de foyer (de une à cinq personnes). Widén et al. (2009) qui négligent ces corrélations, observent, après comparaison avec la base de données suédoise, que leur approximation tend à lisser le nombre d'occupants présents au cours de la journée (il y a moins souvent soit aucune personne présente soit le foyer complet présent), mais seulement de manière marginale.

De notre point de vue ce modèle présente le défaut de ne pas prendre en considération les caractéristiques sociodémographiques du ménage, qu'il s'agisse de l'équipement en appareils électriques ou des activités des occupants. Ainsi, s'il génère un foisonnement satisfaisant à une

¹⁷¹ Activités du modèle de Richardson et al. (hors « absence ») : « regarder la télévision », « cuisiner », « laver du linge », « se laver ou s'habiller », « repasser », « faire le ménage », « dormir ».

échelle agrégée, il néglige tout de même un facteur important de la diversité de la consommation d'électricité à l'échelle du logement.

Wilke (2013) a développé une méthode plus fine qui permet d'affecter des appareils électriques à un logement, de manière probabiliste en fonction des caractéristiques du ménage (là où les autres ne considéraient que les taux de pénétrations moyens nationaux). Le déclenchement des appareils dépend d'une probabilité calibrée à partir de régressions entre deux séries journalières au pas de temps de 10 minutes (144 valeurs chacune) :

- les probabilités de déclenchement moyennes issues d'une campagne de mesure ;
- les probabilités qu'une personne effectue l'activité.

La probabilité qu'un appareil soit en fonctionnement est obtenue par un produit de convolution entre la fonction de probabilité de déclenchement et la fonction de survie de la durée de fonctionnement de l'appareil. L'appareil n'est pas déclenché suite à une comparaison de sa probabilité de déclenchement avec un nombre aléatoire. Le modèle calcule la probabilité qu'il soit en fonctionnement à n'importe quelle heure en fonction des probabilités de déclenchement à l'ensemble des pas de temps et de la distribution des durées de fonctionnement. Autrement dit, et si on prend un appareil dont la durée de fonctionnement est variable entre 30 et 60 min, la probabilité de fonctionnement à midi dépend de la probabilité de déclenchement entre 11h00 et 12h00 et de la PDF des durées de fonctionnement. Cette méthode pose plusieurs problèmes :

- Elle lisse les appels de puissance au cours de la journée et reproduit des courbes de charges moyennes mais non les pics occasionnels tels qu'ils se produisent à l'échelle d'un ou de quelques logements.
- Elle suppose des puissances en fonctionnement constantes pour traduire la probabilité d'être en fonctionnement en puissance appelée. Elle est donc inadaptée pour les appareils de lavage.

Au stade actuel, le modèle a été développé pour cinq appareils (bouilloire, four micro-ondes, lave-vaisselle, lave-linge, télévision). Il s'agit plus d'une proposition de méthodologie que d'un modèle en état de fonctionner.

A l'issue de cet état de l'art, plusieurs enseignements peuvent être tirés. Tout d'abord, différents auteurs font état d'une bonne reproduction des profils de consommation d'électricité journaliers en moyenne sur un parc de plusieurs logements. Cela signifie que l'évolution temporelle des usages électriques au cours de la journée peut être portée par l'évolution des activités des occupants lorsque cette dernière est produite par des modèles précis construits sur des données d'EET.

Il n'existe pas de modèle qui ait été validé à l'échelle d'un unique logement. Or, l'incertitude des prédictions est atténuée lorsqu'on considère un parc de logements puisque les consommations tendent à se moyenniser. Une précision supérieure à celle des modèles existants est nécessaire pour représenter correctement la diversité des consommations à l'échelle d'un logement ou d'un petit parc de bâtiments.

Au vu de nos objectifs et de l'état de l'art, nous avons choisi de concevoir un nouveau modèle en nous appuyant sur plusieurs lignes directrices. Le modèle doit être validé à l'échelle d'un logement pour appréhender précisément l'influence sur les besoins de chauffage et le confort des occupants. Par conséquent, le niveau de détail attendu est supérieur à celui des modèles proposés par Richardson et al (2010), Widén et al. (2012), ou Tanimoto et al. (2007). Cet objectif exige de recourir

à des données nombreuses et précises. En l'occurrence, nous utilisons des données provenant de campagnes de mesures réalisées par le bureau d'études Eneritech en partenariat avec l'ADEME et EDF entre 1997 et 2007, mais aussi d'enquêtes statistiques nationales ou de publications spécifiques.

Le modèle doit être capable de représenter avec précision la diversité liée au comportement des occupants. Il est donc indispensable que les facteurs sociodémographiques, prépondérants selon Abrahamse et Steg (2009), soient pris en compte. Parmi les modèles de l'état de l'art, seuls ceux de Tanimoto et al. (2007) et Wilke (2013) répondent à cette exigence.

Les appareils électriques doivent être modélisés explicitement. Par rapport à une conversion directe « activité → consommation électrique » telle que proposée par Tanimoto et al. (2007) ou Widén et al. dans la première version de leur modèle (2009), la modélisation explicite des appareils offre plusieurs avantages :

- Elle permet d'intégrer une variabilité entre ménages en termes d'équipement.
- Elle permet d'intégrer une variabilité entre puissances pour les appareils d'un même type (toutes les télévisions n'auront pas la même puissance de fonctionnement et de veille).
- Il est possible de considérer exactement les appareils présents dans un cas pratique pour lequel l'information est disponible.
- Le modèle est évolutif et peut être mis à jour facilement. Ce point apparaît indispensable du fait de l'évolution de la consommation d'électricité spécifique, qui est très rapide (cf. § 5.1.1) au regard de la durée de vie des bâtiments étudiés (neufs ou rénovés), estimée à une centaine d'années. La performance des appareils existants peut être modifiée au gré des évolutions technologiques et de nouveaux appareils peuvent être intégrés sans que la structure du modèle ne soit remise en question.
- En lien avec son caractère évolutif, le modèle peut être utilisé dans une démarche prospective s'intéressant aux consommations d'électricité spécifique, mais aussi au comportement thermique des bâtiments (notamment à la problématique du confort d'été). Il permet de simuler une prolifération des appareils, des améliorations des performances voire des ruptures technologiques, ou encore des évolutions comportementales liées à des contraintes nouvelles sur les coûts de l'électricité ou à des campagnes de sensibilisation (auquel cas l'intégration des facteurs sociodémographiques présente également un intérêt).

Les paragraphes suivants décrivent les différentes parties du modèle développé : peuplement du logement en appareils électriques, attribution des caractéristiques de fonctionnement des appareils, calibrage des probabilités de déclenchement, vérification de la diversité inter-ménages produite par le modèle.

5.1.3 Equipement des ménages en appareils électriques

Richardson et al (2010) ou Widén et al. (2012) utilisent des taux d'équipement moyens nationaux lors de l'attribution des appareils électriques aux logements. Suivant cette démarche, un studio et une maison de six pièces ont des probabilités identiques de recevoir les différents équipements. Si l'objectif est d'étudier des consommations d'électricité spécifique à l'échelle d'un large parc de bâtiments, l'approximation se révèle sans conséquence. Si en revanche, l'étude porte sur un ou sur quelques logements en particulier, le fait de considérer ces taux moyens devient une hypothèse forte. Si, au delà de la seule électricité spécifique, on s'intéresse aussi à l'effet des apports internes liés à ces usages sur les besoins de chauffage, alors l'hypothèse n'est, à notre sens, plus

raisonnable. Pour reprendre l'exemple précédent, on peut facilement imaginer un studio et une maison de six pièces qui, associés à un même jeu d'appareils électriques, auraient des apports internes rapportés par m² de surface habitable totalement disproportionnés. Pour un bâtiment fortement isolé donc sensible aux apports, l'impact sur les besoins de chauffage et sur le confort d'été serait considérable.

Le modèle de Wilke (2013) est le seul qui utilise des données plus détaillées que les taux d'équipement moyens nationaux. Les probabilités d'équipement pour trente appareils dépendent, à travers un modèle logit¹⁷², de seize variables binaires décrivant le ménage. Le calibrage est effectué grâce à une enquête suisse qui établit les liens entre les caractéristiques des ménages et les taux de pénétration des différents appareils. Il n'existe pas, à notre connaissance, de données françaises aussi détaillées. En considérant que ces données pouvaient être extrapolées à la France, le modèle d'équipement de Wilke a donc d'abord été repris. Cependant, les taux d'équipement moyens obtenus par le modèle se sont révélés incohérents avec les taux d'équipement moyens mesurés par l'Insee.

5.1.3.1 Taux d'équipement en fonction de variables sociodémographiques

Nous avons choisi d'utiliser l'Enquête « Budget de famille 2006 » de l'Insee¹⁷³, qui fournit pour un certain nombre d'appareils (Tableau 55), le taux d'équipement des ménages selon :

- la zone d'étude et d'aménagement du territoire ;
- l'âge de la personne de référence ;
- la catégorie socioprofessionnelle de la personne de référence ;
- la catégorie de la commune de résidence ;
- le type de ménage ;
- le niveau de vie.

Nous donnons à titre d'exemple et pour présenter la liste des appareils concernés, les taux d'équipement (parfois appelés taux de pénétration) en fonction de l'âge de la personne de référence (Tableau 55). Les taux d'équipements sont donnés suivant les six variables énoncées ci-dessus, mais pas suivant plusieurs variables simultanément (par exemple pour un ménage de type « couple seul » et dont la personne de référence est âgée entre 25 et 34 ans). Or la prise en compte de plusieurs variables permet d'améliorer significativement la précision des taux d'équipements. Fréquemment, les variables « type de ménage » et « âge de la personne de référence » sont toutes deux porteuses d'une grande quantité d'information. Les taux d'équipements en fours micro-ondes par exemple, varient fortement en fonction de ces deux variables (Tableau 55 et Tableau 56) : l'écart-type est de 10 % entre types de ménage et de 12 % entre tranches d'âges de la personne de référence. Le problème qui se pose alors est la recombinaison de ces probabilités conditionnelles pour obtenir une probabilité dépendante des deux variables, par exemple la probabilité qu'un « couple seul » dont la personne de référence est âgée entre 25 et 34 ans, possède un four à micro-ondes.

¹⁷² Un modèle en composantes principales, aux performances équivalentes au modèle logit, est également proposé.

¹⁷³ http://www.insee.fr/fr/themes/detail.asp?ref_id=ir-bdf06&page=irweb/bdf06/dd/bdf06_serie_d.htm

Tableau 55 : Taux d'équipement des ménages en biens durables selon l'âge de la personne de référence en France métropolitaine. Source : Insee, Enquête Budget de famille 2006

Taux d'équipement des ménages (%)	Âge de la personne de référence							Ensemble
	Moins de 25 ans	De 25 a 34 ans	De 35 a 44 ans	De 45 a 54 ans	De 55 a 64 ans	De 65 a 74 ans	75 ans et plus	
Réfrigérateur	98,0	97,7	98,1	98,2	97,3	96,5	96,1	97,5
Congélateur indépendant	17,0	38,5	55,4	60,6	63,7	61,1	50,1	53,8
Lave-linge	57,3	89,2	94,0	93,8	93,7	92,8	90,1	91,0
Sèche-linge indépendant	10,1	28,3	40,8	40,8	30,7	15,7	10,5	28,7
Lave-vaisselle	10,3	33,3	53,1	55,2	53,7	44,4	31,6	44,9
Cuisinière, plaque de cuisson, four	96,3	96,6	97,4	97,0	96,1	95,1	95,7	96,4
Four à micro-ondes	80,1	84,3	87,2	84,2	80,0	67,1	53,6	77,5
Aspirateur	76,1	89,5	92,7	91,4	91,9	89,9	85,5	89,8
Téléviseur	87,1	92,9	95,8	96,0	95,4	95,7	95,6	95,0
Magnétoscope-lecteur DVD	65,4	83,3	89,1	85,3	81,8	65,5	45,2	76,2
Chaîne hi-fi	61,8	73,1	79,5	76,9	69,0	48,7	30,5	64,9
Caméscope	7,5	24,8	28,9	24,5	21,9	11,8	7,4	20,3
Micro-ordinateur portable	24,5	17,1	11,7	13,6	9,7	3,1	1,7	10,5
Micro-ordinateur de bureau	47,4	62,4	64,8	61,2	41,1	17,6	7,5	45,2
Téléphone portable simple	60,5	66,6	69,7	71,9	63,3	43,2	25,3	58,7
Téléphone portable multimédia	36,9	29,2	22,6	18,2	11,0	3,5	1,7	16,0
Appareil photo numérique	33,1	46,3	40,0	37,1	28,3	11,2	4,6	29,5
Baladeur, lecteur de CD/MP3	40,4	30,3	44,4	39,0	16,9	5,6	2,5	26,0

Tableau 56 : Taux d'équipement des ménages en fours micro-ondes selon le type de ménage en France métropolitaine. Source : Insee, Enquête Budget de famille 2006

Taux d'équipement des ménages (%)	Type de ménage					Ensemble
	Personnes seules	Familles monoparentales	Couples sans enfants	Couples avec enfants	Autres ménages	
Four à micro-ondes	63,4	81,4	76,2	90,4	83,3	77,5

Si on note respectivement $Eq_{micro-ondes}$, Age_{25-34} et $TM_{couple\ seul}$ les éventualités « le ménage possède un four micro-ondes », « l'âge de la personne de référence se situe entre 25 et 34 ans » et « le ménage est de type couple seul », il s'agit de retrouver la probabilité conditionnelle $P(Eq_{micro-ondes}|Age_{25-34}, TM_{couple\ seul})$ connaissant les probabilités conditionnelles $P(Eq_{micro-ondes}|Age_{25-34})$ et $P(Eq_{micro-ondes}|TM_{couple\ seul})$.

La résolution analytique est possible en cas d'indépendance de Age_{25-34} et $TM_{couple\ seul}$, i.e. $P(Age_{25-34}, TM_{couple\ seul}) = P(Age_{25-34}) \cdot P(TM_{couple\ seul})$ ou en cas d'indépendance conditionnelle, i.e. s'il existe une variable X dont une éventualité X_k est telle que

$$P(Age_{25-34}, TM_{couple\ seul} | X_k) = P(Age_{25-34} | X_k) \cdot P(TM_{couple\ seul} | X_k).$$

Cependant les variables Age_{25-34} et $TM_{couple\ seul}$ ne souscrivent ni (évidemment) à la condition d'indépendance, ni, a priori, à la condition d'indépendance conditionnelle. Journal (2002) propose une méthode de résolution fondée sur le paradigme de permanence des ratios, c'est à dire en l'occurrence, suivant l'hypothèse que

$$\frac{P(\overline{Eq_{micro-ondes}} | Age_{25-34}, TM_{couple\ seul})}{P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34}, TM_{couple\ seul})} \Bigg/ \frac{P(\overline{Eq_{micro-ondes}} | Age_{25-34})}{P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34})} = \frac{P(\overline{Eq_{micro-ondes}} | TM_{couple\ seul})}{P(Eq_{micro-ondes} | TM_{couple\ seul})} \Bigg/ \frac{P(\overline{Eq_{micro-ondes}})}{P(Eq_{micro-ondes})} \quad (5.1)$$

auquel cas

$$P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34}, TM_{couple\ seul}) = \frac{P(\overline{Eq_{micro-ondes}})}{P(Eq_{micro-ondes})} \cdot \frac{P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34}, TM_{couple\ seul})}{P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34})} \quad (5.2)$$

L'hypothèse de permanence des ratios semble raisonnable dans le cas présent et cette méthode pourrait donc être appliquée. Cependant, le calcul des probabilités pour l'ensemble des catégories et pour chaque appareil est laborieux et nous avons finalement appliqué une méthode empirique plus rapide.

Une probabilité d'équipement est d'abord approchée pour chaque catégorie définie par un type de ménage et une tranche d'âge. Par exemple, sachant que $P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34}) = 84,3\%$ et $P(Eq_{micro-ondes} | TM_{couple\ seul}) = 76,2\%$, on commence par fixer $P(Eq_{micro-ondes} | Age_{25-34}, TM_{couple\ seul}) = 80\%$. Un grand nombre de ménages (fixé à 10 000), représentatif de la population française, est ensuite généré à partir des données collectées et mises en forme au chapitre 3, en l'occurrence la distribution des types de ménages et la distribution des différentes tranches d'âges à l'intérieur de chaque type de ménage. Les ménages générés sont équipés si leur probabilité d'équipement est supérieure à un nombre aléatoire entre 0 et 1. Les taux d'équipements obtenus par catégorie d'âge et par type de ménage sont ensuite comparés aux données de l'Insee, puis modifiées suivant le sens des écarts constatés. Après quelques itérations on

parvient à définir des taux d'équipements tels que le modèle reproduit les données de l'Insee sur chaque variable. Le Tableau 57 illustre la méthode. Les probabilités recherchées correspondent aux cases blanches centrales. Elles sont modifiées de manière à ce que les taux d'équipement du modèle (en rouge) correspondent aux données (en violet) avec une erreur absolue moyenne inférieure à 1 point de pourcentage. La dernière colonne en violet correspond aux données du Tableau 56 et la dernière ligne aux données du Tableau 55. L'erreur absolue moyenne sur les taux d'équipements est de 0,2 points de pourcentage.

Tableau 57 : Taux d'équipement des ménages en four à micro-ondes selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence.

Fours micro-ondes	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	75 %	70 %	70 %	70 %	70 %	65 %	50 %	63,3 %	63,4 %
Couples sans enfants	85 %	85 %	90 %	80 %	80 %	70 %	60 %	75,5 %	76,2 %
Couples avec enfants	90 %	90 %	90 %	90 %	90 %	90 %	90 %	90,0 %	90,4 %
Autres ménages	85 %	90 %	90 %	90 %	85 %	65 %	60 %	83,2 %	83,3 %
Familles monoparentales	85 %	85 %	85 %	80 %	80 %	70 %	70 %	81,2 %	81,4
Ensemble modèle	79,9 %	83,9 %	86,8 %	83,9 %	79,3 %	67,9 %	53,6 %		
Ensemble Insee	80,1 %	84,3 %	87,2 %	84,2 %	80,0 %	67,1 %	53,6 %		

Une troisième variable pourrait être ajoutée, le revenu du ménage par exemple, mais nous ne connaissons pas de solution analytique au problème et la détermination empirique d'une solution est compliquée. Nous nous limitons aux deux variables pour lesquels l'écart-type entre catégories est le plus élevé (ce ne sont donc pas les mêmes à chaque fois).

Remarque : Le type d'habitation, son nombre de pièces et sa localisation influencent les taux d'équipements en ce qu'ils influencent la « construction » du ménage (chapitre 3). Une grande maison par exemple et un petit appartement ont, par l'intermédiaire de la procédure de génération des ménages, des probabilités d'équipements différentes (contrairement aux modèles existants).

La liste des appareils pour lesquels cette méthode a été employée est donnée dans le Tableau 58 ainsi que les deux variables dont dépend le taux d'équipement. Le détail des taux d'équipement est fourni en annexe E.

Tableau 58 : Appareils pour lesquels des taux d'équipement dépendant de plusieurs variables ont été définis d'après l'Enquête Budget de famille 2006 de l'Insee

Type d'appareil	Type de ménage	Age de la personne de référence	Revenu du ménage
Four micro-ondes	X	X	
Chaînes hi-fi	X	X	
Aspirateurs	X	X	
Lave-vaisselle	X		X
Lave-linge	X	X	
Sèche-linge*			
Congélateur séparé**	X	X	
Télévision***		X	
Ordinateurs fixes****	X	X	
Ordinateurs portables****	X	X	

* Procédure particulière car conditionnée par la possession d'un lave-linge.

** Les appartements et les maisons ont été dissociés de manière à ce que l'essentiel des congélateurs séparés soit attribué à des maisons.

*** L'équipement en téléviseur principal ne dépend que de l'âge mais la possession de plusieurs postes dépend du type de ménage, cf. infra.

**** Les différences relatives entre catégories de l'enquête Insee ont été conservées, mais les taux d'équipement ont été multipliés par un coefficient d'actualisation afin de faire coïncider les moyennes avec les résultats d'une enquête plus récente.

5.1.3.2 Taux d'équipement moyen national

L'Enquête Budget de famille 2006 ne fournit pas des taux d'équipements pour tous les appareils électriques présents dans les logements et elle en agrège certains (par exemple les fours, les cuisinières et les plaques de cuisson). De bons palliatifs ont été trouvés dans des rapports d'industriels et notamment du Gifam (Groupement Interprofessionnel des Fabricants d'Appareils Ménagers). Il s'agit alors de taux d'équipement moyens nationaux mais les types d'appareils sont détaillés et les valeurs sont actualisées tous les ans¹⁷⁴. Des études du Credoc (Centre de Recherche pour l'Etude et l'Observation des Conditions de Vie) ont permis d'affiner les taux d'équipements pour les technologies numériques, notamment l'enquête sur la diffusion des TIC dans la société française (Bigot et al., 2013). Par la suite, c'est à cette étude que nous ferons référence sous l'appellation simplifiée « enquête du Credoc ». En dernier recours, nous avons fait appel à des données de campagnes de mesures effectuées par le bureau d'études Enertech (et financées par l'ADEME et EDF). Les échantillons comprennent 100 logements, donc les taux d'équipements sont moins fiables que ceux des sources précédentes. Nous ferons parfois référence à cette source sous l'appellation « campagne de mesures Enertech » bien qu'il existe en réalité plusieurs campagnes selon les thématiques (cf. § 5.1.4).

Un travail de croisement des données est souvent nécessaire. Prenons l'exemple des taux d'équipement en fours par exemple. Ils sont agrégés avec ceux des cuisinières et des plaques de

¹⁷⁴ <http://www.gifam.fr/ventes-de-lelectromenager/ventes-par-produit-electromenager.html>

cuisson dans l'enquête Enquête Budget de famille 2006 ; ils sont donnés pour les fours à encastrer et les cuisinières électriques, mixtes¹⁷⁵ ou au gaz par le Gifam ; ils sont fournis pour les grands fours, les mini-fours et les cuisinières de tout type dans l'inventaire réalisé lors de la campagne de mesure (Enertech, 1999). Les données de l'enquête Budget de famille 2006 sont inexploitable, mais les deux autres sources permettent de retrouver les taux moyens pour les grands fours (ou fours à encastrer), les cuisinières électriques, les cuisinières au gaz et les mini-fours (Tableau 59). En supposant que les fours électriques des cuisinières et les fours encastrés ont des caractéristiques comparables en termes de puissance et d'horaires de fonctionnement¹⁷⁶ et en privilégiant les données les plus récentes et reposant sur l'échantillon le plus représentatif, nous en déduisons que 78 % des ménages possèdent un grand four. N'ayant pas d'autres données que celles de la campagne de mesure pour les mini-fours, nous considérons que les ménages ont 18 % de chances d'en posséder un. En supposant qu'un ménage n'est pas équipé simultanément de deux fours, le processus d'attribution considère une probabilité d'équipement de 78 % pour les grands fours puis de $\frac{0,18}{1-0,78} = 82\%$ pour les mini-fours en cas de non équipement en grand four.

Tableau 59 : Taux d'équipements en fours de cuisine d'après deux sources

Source	Type d'appareil	Taux d'équipement
Gifam 2013 (TNS Soffress)	Fours encastrés	51,5 %
	Cuisinières électriques	26,5 %
(Enertech, 1999)	Grands fours	62,2 %
	Mini-fours	18,3 %
	Cuisinières	18,6 %

La liste des appareils pour lesquels des taux moyens nationaux ont été calculés est donnée dans le Tableau 60 ainsi que les sources correspondantes.

¹⁷⁵ Les cuisinières mixtes sont équipées de fours électriques et de tables de cuisson au gaz.

¹⁷⁶ Les campagnes de mesures ne permettent pas d'isoler les fours des plaques de cuisson pour les cuisinières. Nous ne modélisons donc pas les cuisinières en tant que telles mais les plaques de cuisson d'une part et les fours de l'autre en supposant que les plaques et les fours des cuisinières sont utilisés comme les plaques et les fours indépendants.

Tableau 60 : Appareils pour lesquels les taux d'équipements utilisés sont des taux moyens nationaux

Type d'appareil	Taux d'équipement	Gifam	Campagnes de mesures Enertech	Credoc
Grand four	78 %	X	X	
Mini-four*	82 %	X	X	
Table de cuisson**	100 % dont			
Gaz	36 %			
Induction	37 %	X		
Vitrocéramique	15 %			
Fonte	12 %			
Bouilloire	47 %	X		
Cafetière	47 %	X		
Friteuse	36 %	X		
Grille-pain	72 %	X		
Fer à repasser	89 %	X		
Sèche-cheveux	70 %	X		
Hotte***	77 %	X		
Réfrigérateur	100 % dont			
Combiné****	65 %	X	X	
Simple	35 %			
Radios	70 %			X
Home-cinéma (audio)	15 %		X	
Décodeur satellite	15 %		X	

* Si pas de grand four.

** Les tables de cuisson des cuisinières sont intégrées ici. Les revêtements en vitrocéramique, émail-inox ou verre associés à la même technologie sont regroupés sous le terme « vitrocéramique ».

*** Uniquement dans les logements d'au moins deux pièces.

**** Les combinés comprennent un congélateur intégré. 5 % d'entre eux (3 % du total) sont des réfrigérateurs américains (grand volume) qui ne peuvent être attribués qu'aux maisons de plus de 3 pièces.

Les consoles de jeux ont nécessité un traitement particulier. Il s'agit d'appareils très énergivores pour les générations les plus récentes qui méritent une attention particulière. Les *Playstation 3* et *4* et les *Xbox 360* et *Xbox one* possèdent des modes dits de « repos » pendant lesquels l'appareil est en mesure, entre autre, de réagir à la voix à tout instant. Ces modes qui sont bien plus que des veilles consomment entre 80 et 120 W, c'est à dire autant qu'une unité centrale d'ordinateur en fonctionnement. Nous faisons l'hypothèse que seuls les ménages qui comptent au moins un occupant de moins de 50 ans sont susceptibles de posséder une console de jeu. En supposant qu'un ménage ne possède pas plusieurs consoles équivalentes de marques différentes, les nombres d'unités vendues en France¹⁷⁷ donnent un taux d'équipement de 48 % pour une des quatre consoles citées ci-dessus¹⁷⁸, chez les ménages qui possèdent une télévision et qui comptent au moins un

¹⁷⁷ Syndicat National du Jeu Vidéo, Le jeu vidéo en France, Eléments clés 2013

<http://www.snjv.org/category/chiffres-cles/>

¹⁷⁸ Respectivement, 26 %, 18 %, 2 % et 2 % pour les PS3, Xbox360, PS4 et XboxOne

occupant de moins de 50 ans. Les ménages peuvent posséder une *Wii* (console d'un type différent) en supplément des quatre précédentes. Le taux de pénétration de cette console chez les ménages qui comptent au moins un occupant de moins de 50 ans est de 36 %.

5.1.3.3 Multi-équipement

Certains types d'appareils peuvent être possédés par les ménages en plusieurs exemplaires comme les télévisions, les lecteurs DVD, les ordinateurs, mais aussi les réfrigérateurs. Des croisement de données au cas par cas permettent de définir des probabilités de multi-équipements. Le cas des ordinateurs a été présenté au § 3.6.6.5 (la possession d'un ordinateur étant une variable d'entrée du modèle d'activités dans les logements). Dans le cas des télévisions par exemple, un croisement de données de l'Enquête Budget famille 2006 avec des données du Credoc (Bigot et al., 2013) a permis de définir les probabilités de multi-équipements en fonction du type de ménage (Tableau 61).

Tableau 61 : Probabilités d'équipements en télévisions selon le type de ménage

	1 télé	2 télé	3 télé +
Personnes seules	100 %	0 %	0 %
Couples sans enfants	40 %	45 %	15 %
Couples avec enfants	0 %	65 %	35 %
Autres ménages	30 %	45 %	25 %
Familles monoparentales	20 %	50 %	30 %
Moyennes Credoc (Bigot et al., 2013)	47 %	34 %	17 %

92 % des téléviseurs principaux et 28 % des téléviseurs secondaires sont équipés de lecteurs DVD¹⁷⁹.

Dans le cas des appareils de froid, nous avons supposé que seules les maisons de 3 pièces ou plus étaient susceptibles d'accueillir plusieurs réfrigérateurs. Le taux d'équipement moyen en réfrigérateurs est de 97,5 % selon l'Enquête Budget famille 2006 (cf. Tableau 55) mais le Gifam¹⁸⁰, d'après un sondage de 2011, avance un taux d'équipement de 99,2 % et un taux de multi-équipement de 9,6 %. Nous avons privilégié ces données plus récentes et limité à deux le nombre possible de réfrigérateurs possédés par un ménage. Les maisons d'au moins 3 pièces représentant 55 % des logements en France métropolitaine, la probabilité qu'elles soient équipées de deux réfrigérateurs a donc été fixée à 17,5 %.

5.1.3.4 Appareils supplémentaires

Les logements sont équipés d'une multitude de petits appareils électroniques qui sont négligés dans les modèles existants ou représentés par une puissance constante. Cette puissance est souvent utilisée comme variable de calibrage, elle est alors fixée de manière à faire coïncider les consommations prédites avec des mesures à une échelle agrégée (Richardson et al., 2010 ; Tanimoto et al., 2008 ; Widén et Wäckelgard, 2009). Etant donné la croissance du nombre de ces appareils,

¹⁷⁹ Sources : GfK-Médiamétrie (Référence des Equipements Multimédias - octobre/décembre 2006 à 2010) et campagne de mesures Enertech (2008b).

¹⁸⁰ http://www.gifam.fr/images/stories/donnees-par-produits/resultats_produit/GEM/refrigerateurgifam.pdf

nous avons choisi de les intégrer au modèle dès lors que des données le permettaient. Des données supplémentaires ont été utilisées, notamment un rapport pour le Syndicat National de la Publicité Télévisée réalisé par un institut de sondage pour les taux de pénétration des technologies numériques audiovisuelles¹⁸¹. Pour les tablettes et les téléphones fixes et portables, l'enquête du Credoc (2013) permet de définir des taux d'équipement par tranche de revenu du ménage. Pour le reste, les taux d'équipements moyens (ou conditionnés par la possession d'un ordinateur pour les appareils liés au poste informatique) ont été estimés à partir des inventaires des campagnes de mesures d'Enertech.

Les taux d'équipements des appareils « supplémentaires » sont donnés par thématiques dans les tableaux 62 à 65.

Tableau 62 : Taux d'équipement des appareils supplémentaires liés au poste informatique

Appareils liés au poste informatique	Taux d'équipement par ordinateur
Imprimante	82 % dont
Jet d'encre	43 %
Laser	2 %
Multifonction	55 %
Scanner	25 %
Enceinte	29 %
Concentrateur usb	6 %
Disque dur externes	10 %
Routeur	3 %
Clavier et souris sans fil	4 %
Stocke CD électrique	1 %

Les box ADSL sont présentes dans l'intégralité des ménages qui possèdent un ordinateur. 50 % d'entre eux l'utilisent pour recevoir la télévision. Ceux qui n'utilisent pas une box pour recevoir les chaînes de télévision ont soit un système de réception de la TNT¹⁸² intégré à leur poste (80 %), soit un démodulateur (20 %).

Tableau 63 : Taux d'équipement des appareils supplémentaires liés au poste audiovisuel

Appareils liés au poste audiovisuel	Taux d'équipement par téléviseur principal
Transmetteur d'images	5 %
Répartiteur de prises péritel	2 %
Amplificateur d'antenne	8 %
Magnétoscope	47 %

¹⁸¹ http://snptv.org/_files/plustv/fichiers/2012-13-Guide-SNPTV.pdf

¹⁸² Télévision Numérique Terrestre.

Tableau 64 : Appareils numériques dont le taux d'équipement est désagrégé par tranche de revenu d'après les données du Credoc de 2013

Appareils	Revenu			
	1er quartile	2ème quartile	3ème quartile	4ème quartile
Tablette	4 %	10 %	17 %	27 %
Téléphone fixe	74 %	84 %	93 %	96 %

Le nombre de téléphones portables dépend du nombre de membres du ménage. 89 % des individus en possèdent un (il s'agit d'un smartphone dans 40 % des cas d'après les statistiques du Credoc de 2013).

Tableau 65 : Appareils divers restants

Appareils	Taux d'équipement par ménage
Aquarium pour poissons exotiques	5 %
Console portable	35 %
Lecteur mp3/mp4	48 %
Chargeur divers	20 %
Radio-réveil	93 %

5.1.3.5 Localisation des appareils

Tous les appareils sont associés à une unique zone thermique dans laquelle ils dégagent de la chaleur. Le placement est effectué grâce aux définitions des fonctions des zones. La zone qui contient la cuisine reçoit tous les appareils correspondants. Les appareils relatifs au poste audiovisuel sont placés en priorité dans la ou les pièces à vivre puis dans les chambres. Les équipements informatiques sont affectés aux bureaux puis, suivant des probabilités égales, aux chambres (utilisées) ou aux pièces à vivre. Les lave-linges et sèche-linges sont placés en priorité dans les zones qui comprennent une buanderie. En l'absence de buanderie, ils sont placés dans le garage si l'habitation en compte un (auquel cas les consommations électriques sont comptabilisées mais les apports de chaleur n'ont qu'une influence marginale puisque les garages ne sont pas chauffés). Si ce n'est pas le cas, les lave-linges et sèche-linges ont des chances égales d'être placés dans la cuisine ou la salle de bain. Le réfrigérateur principal est placé dans la cuisine. Les autres appareils de froid, réfrigérateur secondaire (en cas de multi-équipement) ou congélateur séparé, sont placés dans le cellier ou, en l'absence de cellier, dans le garage avec une probabilité de 70 %. S'il n'y a ni cellier ni garage, ils sont installés dans la cuisine. Les appareils restants sont attribués à la pièce principale à l'exception des radios-réveils qui équipent les chambres.

5.1.4 Caractéristiques de fonctionnement individualisées par appareils

En fonction de leurs spécificités techniques ou technologiques ou bien selon leur dimension, des appareils d'un même type appellent des puissances variables lors de leur fonctionnement ou lorsqu'ils sont en veille. Tous les modèles bottom-up dédiés aux consommations d'électricité des logements que nous avons identifiés dans la littérature négligent cet aspect, et considèrent des puissances identiques pour tous les équipements d'une catégorie donnée (Armstrong et al., 2009 ;

Capasso et al., 1994 ; Paatero et Lund, 2005 ; Richardson et al., 2010 ; Stokes et al., 2004 ; Tanimoto et al., 2006 ; Widén et Wäckelgard, 2009). La diversité entre appareils d'un même type est de moindre importance lorsque l'objectif est d'agrèger les courbes de charge d'un grand nombre de logements pour analyser la demande à une échelle régionale ou nationale. En revanche, elle mérite d'être prise en compte lorsque l'objectif est d'étudier la variabilité de la consommation énergétique à l'échelle d'un logement. La consommation du logement sera en effet différente selon qu'il sera équipé d'un réfrigérateur américain, d'une télévision de grande taille et d'un ordinateur puissant ou bien de trois appareils de ce type dans des gammes de faible puissance.

Des données provenant de campagnes de mesures permettent une modélisation fine des caractéristiques de fonctionnement des appareils. Les campagnes de mesures sont thématiques. Elles ont été réalisées entre 1997 et 2008 :

- Analyse et valorisation des campagnes de mesures sur les usages électriques dans le secteur résidentiel (Enertech, 1997) ;
- Etude expérimentale des appareils de cuisson, de froid ménager et de séchage dans 100 logements (Enertech, 1999) ;
- Campagne de mesure des appareils de production de froid et des appareils de lavage dans 100 logements (Enertech, 2008a) ;
- Mesure de la consommation des usages domestiques de l'audiovisuel et de l'informatique (Enertech, 2008b).

Les mesures portent sur plusieurs dizaines d'appareils de chaque type dont la consommation est suivie avec une résolution de 10 min sur une année. Nous n'utilisons pas les mesures brutes mais exploitons les données provenant des comptes rendus détaillés des campagnes.

La puissance appelée par un appareil dépend de sa dimension et de sa technologie mais également du mode d'utilisation (p.ex. le thermostat du four ou la température de lavage d'un lave-linge). Nous ne prenons pas en compte ce dernier aspect. Lorsqu'un équipement est placé dans un logement, un cycle de fonctionnement unique ainsi qu'une puissance de veille lui sont attribués.

5.1.4.1 Appareils associés à une puissance de fonctionnement constante

5.1.4.1.1 Puissances de fonctionnement moyennes et instantanées

La plupart des appareils sont associés à un cycle de fonctionnement correspondant à un simple créneau de puissance. En réalité, la puissance appelée n'est pas constante même pour un mode de fonctionnement donné. Notamment pour les appareils chauffants, les plages de fonctionnement sont souvent des successions de pics de puissances, comme l'illustre la Figure 137.

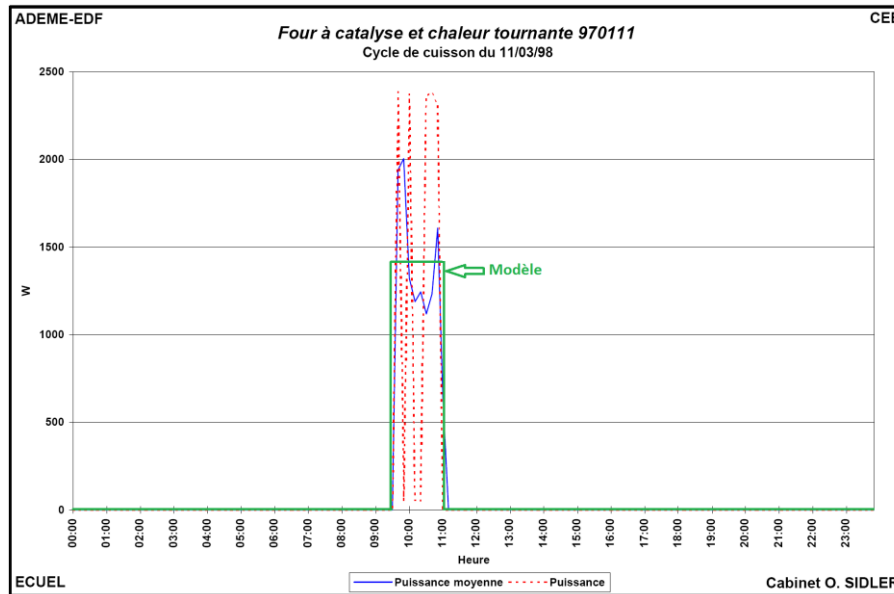


Figure 137 : Puissance réellement appelée par un four à catalyse (puissance moyenne par pas de temps de 10 min en trait continu bleu et puissance instantanée en pointillés rouges) et modélisation correspondante (vert). Source : (Enertech, 1999)

Nous modélisons ces cycles par un créneau correspondant à la puissance moyenne sur la durée de fonctionnement. Ainsi les puissances attribuées sont globalement inférieures aux puissances données par les constructeurs. Ces dernières correspondent en réalité à des puissances maximales de fonctionnement qui ne sont atteintes que sur des durées courtes, très inférieures aux durées des cycles de fonctionnement (cf. Figure 137, la puissance maximale atteinte est de 2 400 W alors que la puissance moyenne sur la durée du cycle est de 1 400 W).

Remarque : L'utilisation de données constructeurs au lieu de mesures conduit donc à une surestimation de la puissance en fonctionnement ou à une sous-estimation du nombre de cycles si ce nombre est calibré de manière à reproduire une consommation mesurée. Cette remarque concerne notamment le modèle de Richardson et al. (2010) qui fait partie des modèles de référence de la littérature, et qui repose sur des données britanniques a priori comparables à des données françaises. Pour les fours par exemple, Richardson et al. utilisent une puissance de 2 125 W alors que nous estimons une puissance moyenne de 1 100 W d'après les mesures (cf. § suivant). Leurs nombres de cycles coïncident en revanche parfaitement avec les nôtres (issus de la campagne de mesure), donc leur modèle surestime certainement les consommations des fours. Blight et Coley (2013) qui utilisent ce modèle pour des analyses de sensibilité obtiennent des consommations électriques sensiblement supérieures aux mesures (sur 100 logements la consommation minimale simulée est comprise entre 29 et 53 kWh/an avec une médiane à 39 kWh, alors que les consommations mesurées s'étalent entre 7 et 96 kWh avec une médiane à 30 kWh/an). Widen et al. (2012) utilisent des puissances agrégées par activité (p.ex. 1 500 W pour la cuisine) fixées par hypothèse. Tanimoto et al. (2008) ne précisent pas la source des puissances qu'ils utilisent. Elles sont simplement dites « représentatives » des appareils existants. Leur modèle ne contient pas de four (dont la puissance aurait pu être comparée aux valeurs évoquées ci-dessus), mais, dans l'ensemble, leurs puissances moyennes sont assez éloignées de celles que nous avons calibrées. Ils donnent par exemple 200 W pour les fours à micro-ondes quand nous proposons plutôt 1 030 W et Richardson et al. 1 250 W.

5.1.4.1.2 Calcul de la puissance moyenne en fonctionnement

Pour certains appareils, des relations directes peuvent être établies entre la puissance en fonctionnement et la technologie et/ou la dimension (cf. § 5.1.4.1.2.3), mais dans la plupart des cas, la relation est moins évidente ou est brouillée par la diversité des modes d'utilisation. C'est le cas des fours, qui serviront d'exemple dans cette sous-section.

5.1.4.1.2.1 Exemple des fours de cuisine

Les fours possèdent plusieurs modes de nettoyage (manuel, catalyse ou pyrolyse), de ventilation (chaleur tournante ou convection naturelle) et d'utilisation (thermostats, grill, résistances inférieures et/ou supérieures). Plutôt que d'explicitier les différents modes, la puissance moyenne de fonctionnement est obtenue à partir de la consommation annuelle moyenne et de la durée de fonctionnement annuelle moyenne pour les 60 grands fours suivis dans la campagne (Enertech, 1999). En supposant les consommations de veille négligeables, on obtient pour les grands fours :

$$P_{fonct,moy} = \frac{223 \text{ kWh/an}}{204 \text{ h/an}} = 1100 \text{ W} \quad (5.3)$$

L'objectif à présent est d'évaluer un écart-type sur les puissances en fonctionnement entre les différents fours, afin de représenter la diversité des technologies et des dimensions. Les comptes rendus des campagnes de mesures fournissent les consommations moyennes par heure de fonctionnement $C_{moy/heure\ fonct}^i$ (homogènes à des puissances) pour chaque four $i \in \llbracket 1,60 \rrbracket$ de la campagne de mesure (cf. Figure 138). Les cycles de moins de 50 Wh sont exclus de ces données, mais, connaissant la puissance moyenne en fonctionnement (équation 5.3) et la moyenne des consommations horaires en fonctionnement ($C_{moy/heure\ fonct}^{moy} = \frac{1}{60} \sum_{i=1}^{60} C_{moy/heure\ fonct}^i$), les consommations moyennes par heure de fonctionnement $C_{moy/heure\ fonct}^i$ peuvent être réajustées de manière à intégrer les cycles de moins de 50 Wh¹⁸³. En supposant que tous les appareils comptent un nombre identique de cycles de moins de 50 Wh, les consommations moyennes par heure de fonctionnement $C_{moy/heure\ fonct}^i$ sont multipliées par un facteur $\frac{P_{fonct,moy}}{C_{moy/heure\ fonct}^{moy}}$ (inférieur à 1). Les consommations moyennes par heure de fonctionnement réajustées sont représentées sur la Figure 139 pour l'ensembles des fours.

¹⁸³ Les cycles de moins de 50 Wh ne correspondent pas à des cycles de cuisson, ni à des veilles, mais certainement à des manipulations hasardeuses.

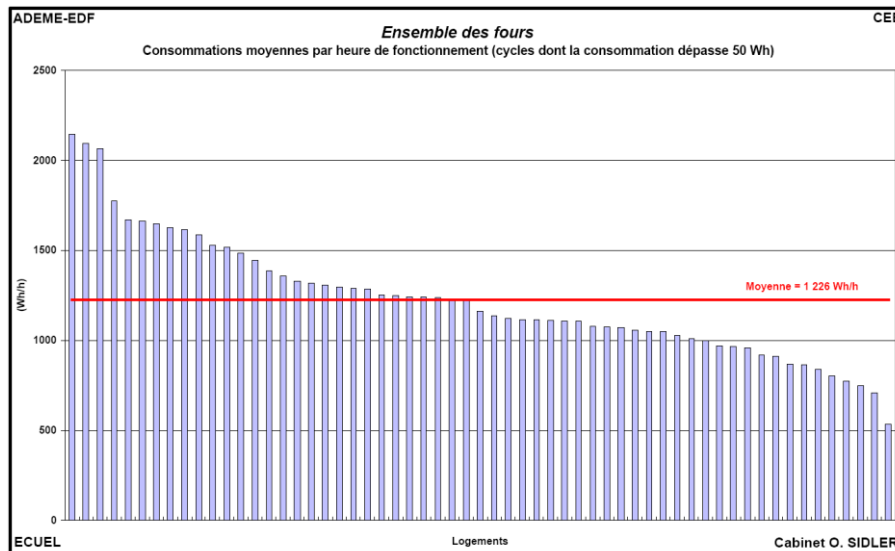


Figure 138 : Consommations moyennes par heure de fonctionnement, cycles dont la consommation dépasse 50 Wh.
Source : (Enertech, 1999)

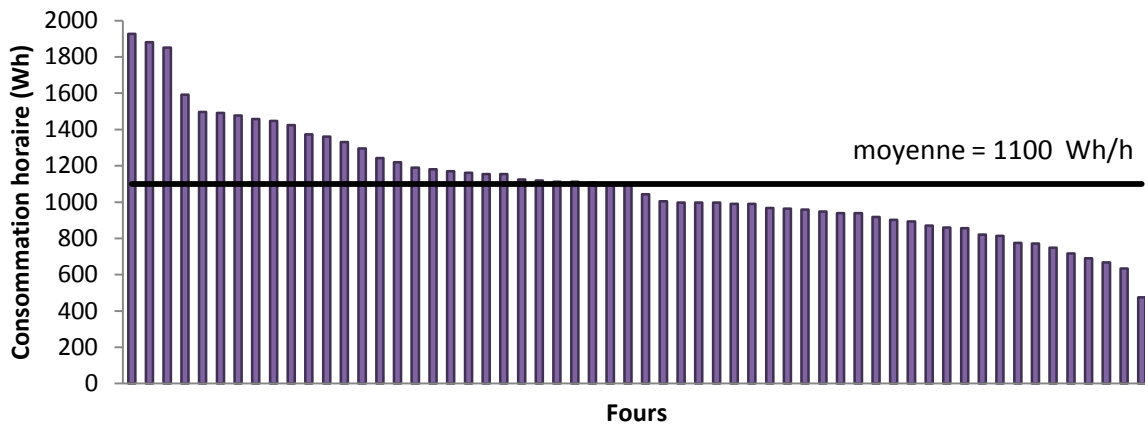


Figure 139 : Consommations moyennes par heure de fonctionnement réajustées (prise en compte des cycles de faible consommation)

La PDF correspondant à la Figure 139 est représentée sur la Figure 140. Pour la modélisation, nous assimilons dorénavant consommations moyennes horaires et puissances, puisque les appareils fonctionnent à puissance constante. L'écart-type de la distribution issue des mesures est de 305 W. Lorsqu'un four est placé dans un logement, la procédure par défaut lui attribue une puissance par la MTI sur la loi normale d'espérance 1100 W et d'écart-type 305 W, représentée par la courbe bleue sur la Figure 140.

Remarque : la loi normale est bornée par les valeurs minimale et maximale observées durant la campagne de mesures (500 et 1950 W pour les fours).

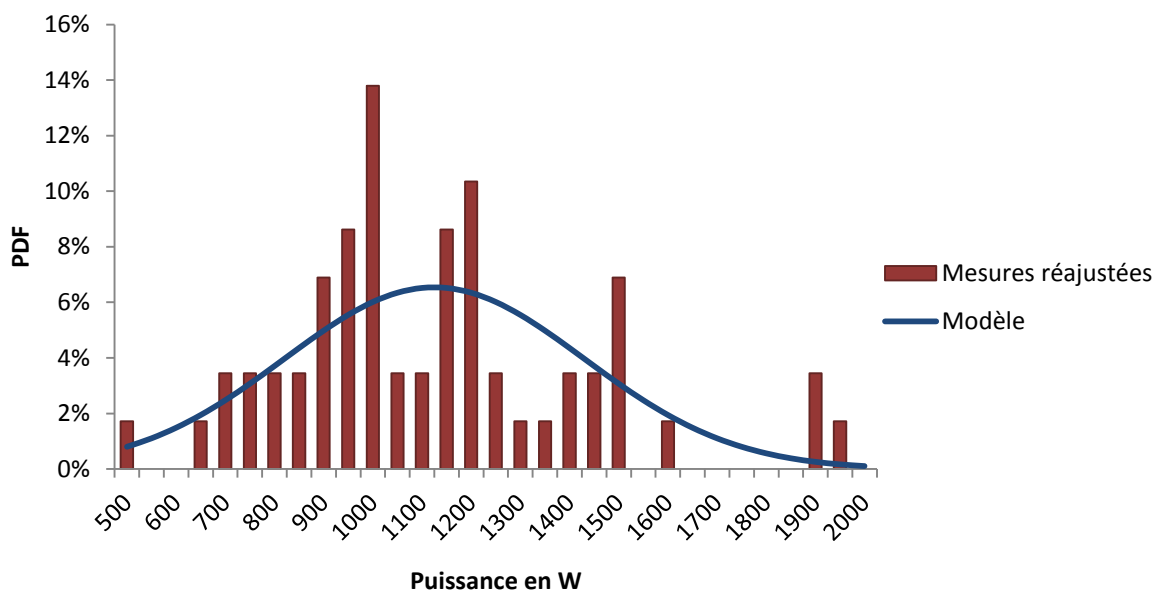


Figure 140 : Distribution des consommations moyennes horaires réajustées des fours de la campagne de la mesures (histogrammes rouges), loi normale de même moyenne et de même écart-type correspondant aux puissances des fours dans le modèle. (courbe bleue)

Afin d'analyser l'influence de la performance énergétique des appareils, en lien avec le comportement des occupants, sur les consommations d'électricité spécifique, les consommations de chauffage et le confort thermique¹⁸⁴, trois gammes de performances sont définies. Elles sont notées, par ordre croissant de performance (décroissant de puissance) gammes A, B et C¹⁸⁵. La définition de gammes de performance permettra également à des utilisateurs de préciser l'équipement des bâtiments qu'ils simulent (p.ex. pour un projet neuf dans lequel les cuisines sont équipées ou pour un projet de rénovation après un audit du bâtiment au cours duquel les principaux appareils électriques ont été recensés). Les gammes seront aussi utiles dans une approche de maîtrise de la demande énergétique (MDE) à des échelles variées (bâtiment, quartier, ville...), pour étudier par exemple l'effet d'un remplacement des appareils énergivores (électroménager, audiovisuel, luminaires etc.) par leurs équivalents économes.

Pour les types d'appareils dont les puissances sont, comme les fours, modélisées par une loi normale dérivée des mesures, les gammes de puissance A, B et C sont centrées respectivement sur « moyenne - écart-type », « moyenne » et « moyenne + écart-type ». Les intervalles de puissances des gammes sont contigus et leur largeur est d'un écart-type. Le résultat pour les grands fours est illustré sur la Figure 141.

¹⁸⁴ La problématique des apports internes en été est analysée en termes de confort mais pas de charges de climatisation étant donnée la rareté de ces systèmes dans les logements en France.

¹⁸⁵ Il n'y a pas d'équivalence avec les performances des étiquettes énergie échelonnées à l'heure actuelle de A+++ à G

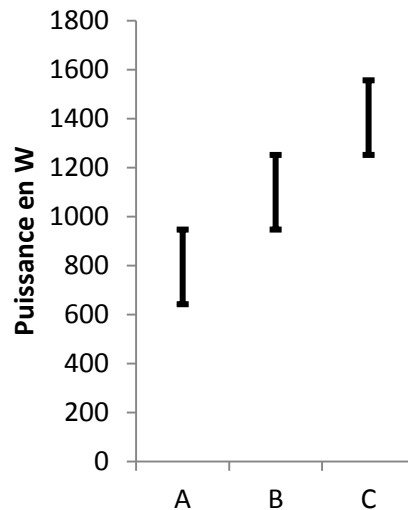


Figure 141 : Intervalles respectifs des trois gammes de performance des grands fours de cuisine

On note que lorsqu'une gamme de performance est spécifiée, les puissances sont comprises dans un intervalle plus restreint ($[643 \text{ W}, 1557 \text{ W}]$) qu'avec la procédure par défaut. Deux nouvelles gammes, plus extrêmes, pourraient facilement être créées afin de représenter les fours qui appellent très peu ou beaucoup de puissance, mais pour les besoins de la thèse nous nous contentons de trois niveaux.

5.1.4.1.2.2 Ensemble des appareils associés à une puissance en fonctionnement constante

Pour la plupart des appareils, les puissances de fonctionnement moyennes et leurs écarts-types ont été déterminés suivant une méthode similaire à celle décrite ci-dessus pour les fours de cuisine. Les valeurs obtenues sont résumées dans le Tableau 66.

Par défaut, la puissance en fonctionnement d'un appareil (qui sera identique à chaque utilisation) est déterminée par la MTI suivant la loi normale qui caractérise son type. Si des gammes sont précisées, la puissance est déterminée par un tirage suivant une loi uniforme sur un intervalle centré sur la puissance moyenne correspondant à cette gamme. La puissance de veille est soit identique pour tous les appareils d'un même type soit définie sur un segment.

Pour un certain nombre d'appareils, les écart-types n'ont pas pu être calculés par la méthode présentée ci-dessus, les rapports des campagnes de mesure ne permettant pas d'estimer les puissances en fonctionnement moyenne de chaque appareil (l'équivalent des figures 138 et 139 pour les fours). Pour ces appareils, la puissance de fonctionnement moyenne a été calculée comme étant le quotient de la consommation annuelle moyenne moins les veilles, par le nombre de cycles de fonctionnement annuels (cf. équation 5.3). Les rapports des campagnes de mesures fournissent les distributions des puissances appelées tous appareils confondus (p.ex. la distribution des puissances appelées sur l'ensemble de la campagne de mesure pour l'ensemble de 19 bouilloires, Figure 142). Cependant la diversité des puissances est portée par différents facteurs qui ne peuvent être distingués : performances variables d'un appareil à l'autre (le facteur que l'on souhaiterait isoler), modes d'utilisation (la même bouilloire selon le remplissage appelle des puissances différentes), variation de la puissance à l'intérieur des cycles de fonctionnement (cf. Figure 137). En conséquence, les puissances en fonctionnement susceptibles d'être attribuées aux appareils ont été fixées par hypothèse dans l'intervalle $[0,9.P_{fonct,moy}; 1,1.P_{fonct,moy}]$. L'attribution d'une puissance est réalisée par un tirage suivant une loi uniforme sur cet intervalle, et les gammes de performance

divisent l'intervalle en trois sous-intervalles de largeurs égales. Dans le Tableau 66, les puissances en fonctionnement sont renseignées par un intervalle et l'écart-type n'est pas indiqué pour ces appareils.

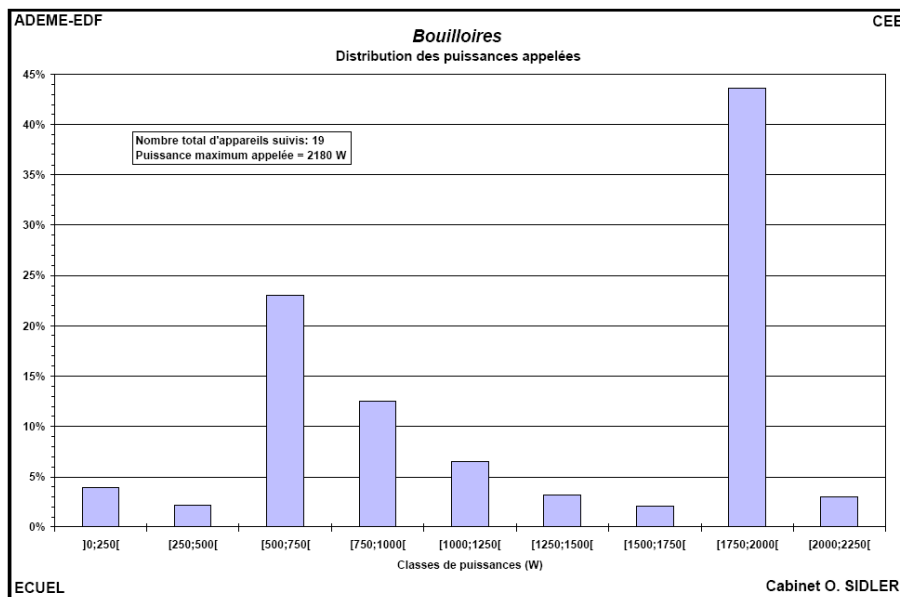


Figure 142 : Distribution des puissances appelées pour l'ensemble des bouilloires sur l'ensemble de la campagne de mesure. Source : (Enertech, 1999)

Tableau 66 : Puissance modélisée des appareils en fonctionnement

Type d'appareil	Puissance de fonctionnement moyenne ou intervalle (W)	Ecart-type sur les puissances de fonctionnement	Puissance de veille (W)
Grand four	1 100	305	0
Mini-four	825	232	0
Four micro-ondes	1035	544	0
Table de cuisson*			
Induction	590	139	[5 ; 15]
Vitrocéramique	1 000	268	0
Fonte	1 160	428	0
Gaz (apports internes)	[900 ; 1 100]	-	0
Bouilloire	[1 350 ; 1 650]	-	0
Cafetière	[720 ; 880]	-	0
Friteuse	[1 440 ; 1 760]	-	0
Grille-pain	[765 ; 935]	-	0
Hotte	[135, 165]	-	0
Chaînes hi-fi (et mini-chaînes)	[17 ; 21]	-	[1 ; 9]
Radio	[20 ; 24]	-	[1 ; 5]
Sèche-linge	1 585	293	0
Aspirateur	[720 ; 880]	-	0
Fer à repasser	[360 ; 440]	-	0
Sèche-cheveux	[1 485 ; 1 815]	-	0
Ordinateur fixe**			[2 ; 9]
Unité centrale	[40 ; 125]		
Ecran	[20 ; 60]		
Ordinateur portable**	[13 ; 44]		[1 ; 3]
Lecteur DVD**	[10 ; 14]		[2 ; 6]
Home-cinéma	[18 ; 22]		[1 ; 4]
Décodeur satellite	[15 ; 26]		[7 ; 15]

* Si les plaques à induction n'avaient pas des puissances de veille aussi élevées, les gammes pourraient être définies par : A = induction, B = Vitrocéramique et C = fonte. Les produits sont en phase d'évolution et les puissances de veille des plaques à induction sont de plus en plus maîtrisées. Le modèle pourrait donc être modifié en ce sens après confirmation par des mesures plus récentes.

** Les écarts-types n'ont pas pu être calculés suivant la méthode décrite pour les fours de cuisine mais les données permettent d'estimer finement les plages de puissances.

Le cas des consoles de jeux avec leurs puissances de veille et de repos est présenté dans le Tableau 67¹⁸⁶. Les caractéristiques pour un produit donné ne sont pas constantes en fonction des séries de production (année et site de fabrication).

¹⁸⁶ Les puissances des consoles en fonctionnement, en repos et en veille ont été calculées grâce aux éléments fournis par Hittinger et al. (2012) et plusieurs rapports de la National Resources Defense Council.

<http://www.coolproducts.fr/IMG/pdf/NRDC-PS4-XboxOne-Energy-Key-Findings---EU.pdf>

<http://www.nrdc.org/energy/consoles/files/consoles.pdf>

Tableau 67 : Puissances des consoles de jeux vidéos

Consoles de jeux	Puissance en W		
	Fonctionnement	Repos	Veille
PS3	[120 ; 150]	[95 ; 120]	1
Xbox 360	[114 ; 137]	[100 ; 115]	[2 ; 3]
PS4	125	94	6
Xbox One	74	64	18
Wii	16	11	[2 ; 10]

5.1.4.1.2.3 Cas particulier des télévisions

Les puissances appelées par les télévisions ont été modélisées explicitement en fonction de leur technologie et de leur dimension à partir des données d'Enertech (2008b) (Figure 143). Le modèle y gagne en transparence et des évolutions du parc pourront être intégrées plus facilement (les tubes cathodiques et les plasmas sont amenés à disparaître).

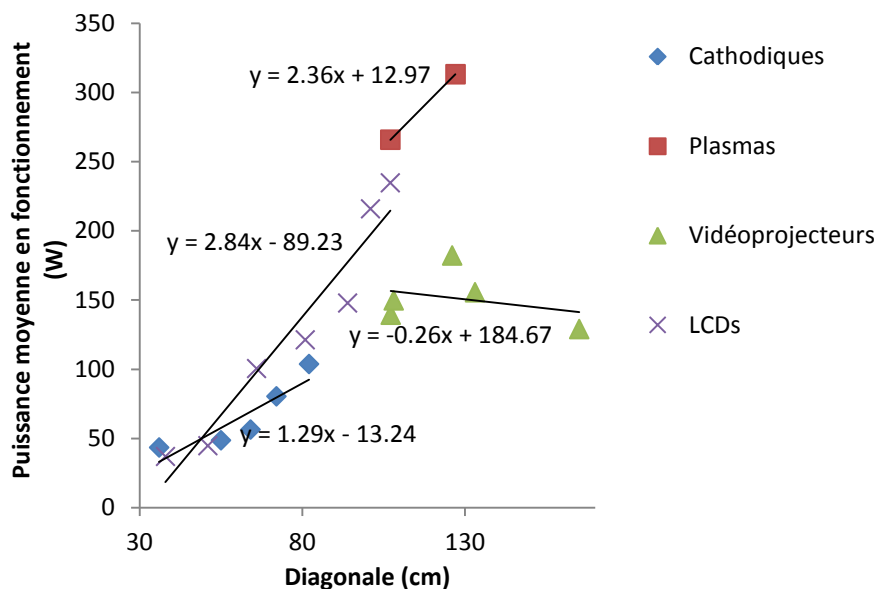


Figure 143 : Puissances moyennes en fonctionnement des télévisions selon leur technologie et leur dimension (un point peut représenter plusieurs appareils de mêmes dimension et puissance), mesures (points) et modèle (régressions linéaires)

En fonction des taux de pénétration respectifs des différentes technologies et de la distribution des dimensions pour chacune d'elles (Tableau 68), les téléviseurs générés sont associés à une technologie et une dimension, puis leur puissance en fonctionnement calculée à partir des fonctions linéaires de la Figure 143. Les technologies sont également associées à des puissances de veille différentes (indépendamment des dimensions).

Tableau 68 : Technologies et dimensions des télévisions

Technologie	Part des télévisions	Dimension en cm	Puissance de veille (W)
Cathodique	28 %	[36 ; 80]	[2 ; 4]
Plasmas	32 %	[60 ; 130]	[0,6 ; 2,6]
LCD	36 %	[36 ; 110]	[0,8 ; 5,6]
Vidoprojecteur*	4 %	-	[27,5 ; 47,5]

*Le modèle considère une puissance de 150 W pour les vidéoprojecteurs

Les gammes de performance sont fixées suivant une méthode simplifiée. Les télévisions sont toujours construites suivant la même procédure mais si une gamme a été spécifiée par l'utilisateur (ou le logiciel d'analyse statistique qui pilote l'ensemble) alors la puissance est modifiée de plus ou moins 20 % selon la gamme.

5.1.4.1.3 Modélisation des veilles

Les campagnes de mesures donnent les proportions d'heures de veille pour les ordinateurs et les équipements audiovisuels (téléviseurs, appareils DVD, home-cinéma, chaînes hi-fi), qui sont les appareils dont les veilles dépendent le plus du comportement des habitants. Pour les appareils mentionnés, le modèle simplifie le problème et considère deux groupes : ceux qui sont très rarement en veille et ceux qui le sont presque systématiquement dès lors qu'ils ne fonctionnent pas. Les résultats des mesures sont plus nuancés mais ces deux groupes se dégagent tout de même (p.ex. pour les téléviseurs principaux, Figure 144).

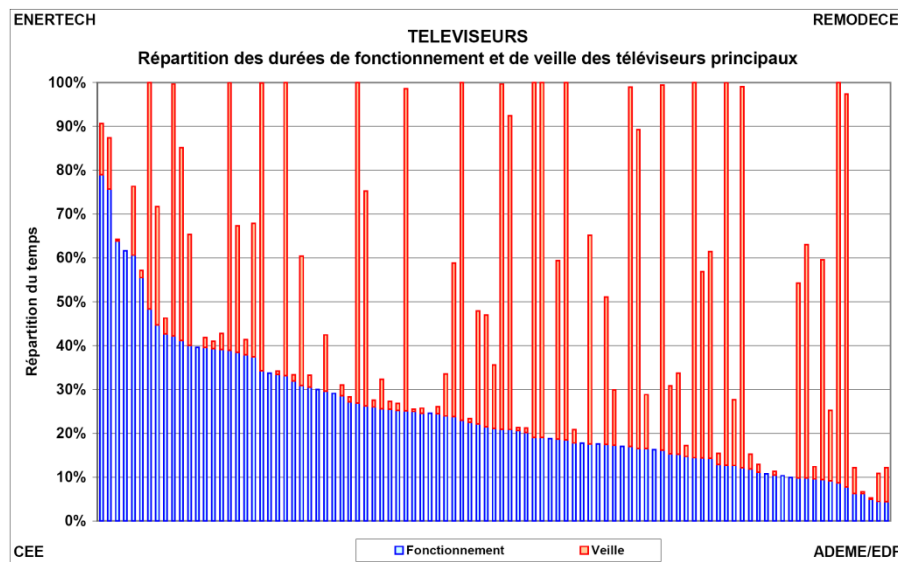


Figure 144 : Répartition entre les durées en veille et en fonctionnement des téléviseurs principaux. Source : (Enertech, 2008b)

Du point de vue de la modélisation, la proportion moyenne du nombre d'heures de veille sur le nombre d'heures de non-fonctionnement constitue une probabilité d'appartenir au groupe des appareils systématiquement en veille. Lorsqu'un appareil est créé, un tirage au sort décide s'il sera toujours ou jamais en veille lorsqu'il ne fonctionnera pas. Les probabilités sont récapitulées dans le Tableau 69.

Tableau 69 : Probabilité d'appartenir au groupe des appareils systématiquement en veille

Appareil	Probabilité d'être systématiquement en veille
Téléviseur	20 %
Lecteur DVD	58 %
Ordinateur fixe principal	58 %
Ordinateur fixe secondaire	46 %
Ordinateur portable	57 %
Chaîne hi-fi	80 %
Poste radio	53 %
Console de jeux	70 % veille 30 % mode « repos » (cf. Tableau 67)

Remarques :

- Lorsqu'un téléviseur est équipé d'un home-cinéma, ses puissances de fonctionnement et de veille sont augmentées des puissances de fonctionnement et de veille du home-cinéma.
- Les données concernant les consoles de jeux sont tirées de Hittinger et al. (2012).

5.1.4.2 Cycles des appareils de lavage

Les cycles de fonctionnement des lave-vaisselles ou des lave-linges ne correspondent pas à des créneaux mais peuvent être approximés par des successions de créneaux. Les puissances et longueurs des cycles varient selon les appareils, le mode d'utilisation choisi et la température de l'eau froide. Les comptes-rendus des campagnes de mesure rapportent des informations relatives à la durée et à la consommation totale des cycles des appareils de lavage, mais ne permettent pas de les décomposer. Les modèles de la littérature, quant-à eux, font état de données divergentes, sans doute parce qu'ils reposent sur des échantillons insuffisamment représentatifs.

5.1.4.2.1 Les lave-linges

Des modèles de cycles de fonctionnement de lave-linges identifiés dans la littérature sont décrits dans le Tableau 70.

Tableau 70 : Modélisation des cycles de lave-linges dans la littérature

	Phases	1	2	3	4	5	6	Consommation (Wh)	Durée totale (min)
Widen et Wäckelgard (2009)	Puissance (W)	1800	150					875	130
	Durée (min)	20	110						
Stamminger (2008)	Puissance (W)	100	2000	900	100	300	50	888	105
	Durée (min)	15	15	15	30	15	15		
Richardson et al. (2010)	Puissance (W)	406						934	138
	Durée (min)	138							
Armstrong et al. (2009)	Puissance (W)	505						227	30
	Durée (min)	30							

On observe des différences importantes entre les différents modèles, qu'il s'agisse du nombre de phases, des puissances maximales, de la durée totale et, finalement, de la consommation. Par

conséquent, une modélisation des cycles a été proposée à partir des données issues des campagnes de mesures.

Remarque : Il est fait référence à deux campagnes de mesures des consommations des appareils de lavage datant respectivement de 1997 et 2008. Celle de 1997 est utilisée car elle donne des informations sur la répartition des cycles chauds (% des cycles aux différentes températures) contrairement à celle de 2008. En revanche, les mesures utilisées pour les puissances et les durées de fonctionnement des cycles chauds proviennent exclusivement de la campagne la plus récente. Nous signalons à ce propos que les consommations moyennes des cycles ont diminué de 25 %, passant de 875 Wh à 658 Wh entre les deux campagnes, en raison d'une amélioration des performances des appareils.

Pour la modélisation, nous considérons qu'un appareil donné possède un unique cycle de fonctionnement. Cela revient à supposer que les ménages utilisent toujours leur lave-linge avec la même température de lavage. Ce n'est bien sûr pas le cas en pratique mais on peut présumer que les utilisateurs ont tout de même un mode préférentiel dominant. Il était en revanche délicat de suivre cette logique en ce qui concerne les cycles froids, c'est à dire de supposer que certains ménages n'utilisent que ce type de cycle. Par conséquent, ils ne sont pas modélisés et la consommation qu'ils représentent est reportée sur les autres cycles, de manière à conserver la consommation annuelle moyenne sans modifier leur fréquence. La consommation moyenne d'un cycle dans le modèle n'est donc pas de 658 Wh conformément aux mesures circonscrites aux cycles chauds mais elle est donnée par la formule suivante :

$$P_{fonct,moy} = \frac{\text{Consommation annuelle moyenne}}{\text{Nombre moyen de cycles chauds par an}} = \frac{169 \text{ kWh}}{242} = 700 \text{ Wh} \quad (5.4)$$

Le modèle proposé décompose les cycles en cinq phases : prélavage, chauffage de l'eau, deux étapes de lavage de puissances inégales et essorage. Chaque phase est définie par une durée et une puissance qui correspond à une fraction de la puissance maximale. La puissance maximale et la durée des phases sont déterminées par tirage aléatoire sur des intervalles qui dépendent de la température d'eau chaude « préférentielle » (en fait unique) avec laquelle l'appareil est utilisé.

La température d'eau chaude est tirée aléatoirement suivant les proportions observées par Enertech (1997) et Stamminger (2008) qui coïncident parfaitement. Les durées des phases ainsi que leur puissance (une proportion de la puissance maximale) sont fixées par hypothèse à partir des exemple de cycles mesurés présentés par Enertech (2008a) et Stamminger (2008). Les puissances maximales pour les trois températures des cycles sont ensuite calibrées de manière à reproduire une puissance moyenne de 700 Wh avec un écart-type égal à l'écart-type mesuré, c'est à dire 300 Wh. L'ensemble est récapitulé dans le Tableau 71.

Tableau 71 : Paramètres du modèle pour les cycles de lave-linges

Température et part des cycles	Puissance maximale (W)	Phases	1	2	3	4	5
30-40 °C (65 %)	[800 ; 1600]	Puissance (× Pmax)	0,2	1	0,2	0,05	0,1
		Durée (min)	10	[10 ; 30]	10	50	20
60 °C (30 %)	[1000 ; 1700]	Puissance (× Pmax)	0,2	1	0,2	0,05	0,1
		Durée (min)	10	[20 ; 40]	10	50	20
90 °C (5 %)	[1500 ; 2200]	Puissance (× Pmax)	0,2	1	0,2	0,05	0,1
		Durée (min)	10	[30 ; 60]	10	50	20

La distribution des consommations de 10 000 cycles produits par le modèle est représentée aux côtés de celle des cycles mesurés (moyens par appareil) sur la Figure 145.

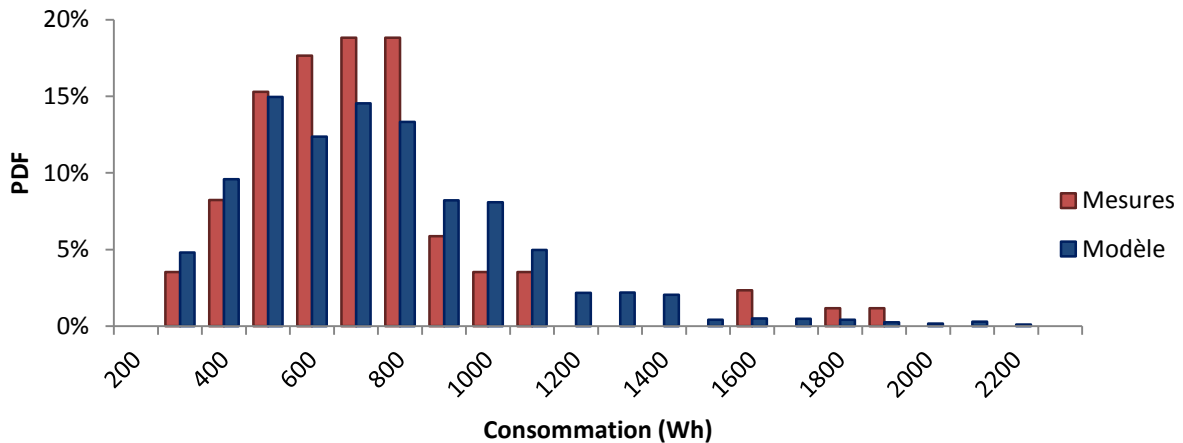


Figure 145 : Distribution des cycles de lave-linges moyens par appareil mesurés (rouges) et produits par le modèle (bleu)

Les gammes de performance divisent les intervalles des puissances maximales des cycles (2^{ème} colonne du Tableau 71) en trois sous-intervalles de longueurs égales. Par exemple s'il est précisé que le lave-linge est de la gamme A et si le processus définit un cycle à 30-40 °C (65 % de chances) alors la puissance maximale est tirée sur [800 W ; 1066 W].

5.1.4.2.2 Les lave-vaisselles

Un travail similaire a été conduit pour les lave-vaisselles, la littérature faisant toujours état de résultats contradictoires (Tableau 72).

Tableau 72 : Modélisation des cycles de lave-vaisselle dans la littérature

	Phases	1	2	3	4	5	6	Consommation (Wh)	Durée totale (min)
Paatero et Lund (2005)	Puissance (W)	1800	2200	1800	220			1 324	54
	Durée (min)	18	18	6	12				
Widen et Wäckelgard (2009)	Puissance (W)	1944	120	1920				3 000*	54
	Durée (min)	17	57	73					
Stamminger (2008)	Puissance (W)	100	2000	100	2000	300	200	1 100	147
	Durée (min)	15	15	45	15	15	15		
Richardson et al. (2010)	Puissance (W)	1131						1 131	120
	Durée (min)	60							
Armstrong et al. (2008)	Puissance (W)	467						292	37,5
	Durée (min)	30-45							

* La consommation du cycle est tirée par la consommation de la phase de séchage. Le fait que ce travail repose sur des données suédoises l'explique peut-être en partie.

Les cycles modélisés comptent quatre phases principales : de l'eau est chauffée durant les phases 1 et 2 tandis que les phases 3 et 4 utilisent de l'eau froide. Une cinquième phase, de séchage, est optionnelle. Comme pour les lave-linges, l'approche de modélisation vise à reproduire les moyennes et écart-types des consommations moyennes par appareils mesurées (respectivement 1200 Wh et 175 Wh). Un lave-vaisselle est toujours associé à un cycle unique (l'hypothèse est moins discutable que dans le cas des lave-linges). Les durées des phases et leurs puissances (en pourcentage de la puissance maximale) sont fixées par hypothèse à partir des exemples de cycles mesurés par EnerTech (2008a) et Stamminger (2008). Le Tableau 73 résume les paramètres du modèle et la Figure 146 illustre la bonne adéquation entre les cycles qu'il produit et les cycles moyens par appareils mesurés.

Tableau 73 : Paramètres du modèle pour les cycles de lave-vaisselles

Puissance maximale (W)	Phases	1	2	3	4	5*
[1500 ; 2120]	Puissance ($\times P_{max}$)	1	[0,1 ; 0,3]	[0,5 ; 0,9]	[0,1 ; 0,2]	0,1
	Durée (min)	20	[10 ; 50]	20	10	10

* Une cinquième phase est ajoutée pour 50 % des appareils.

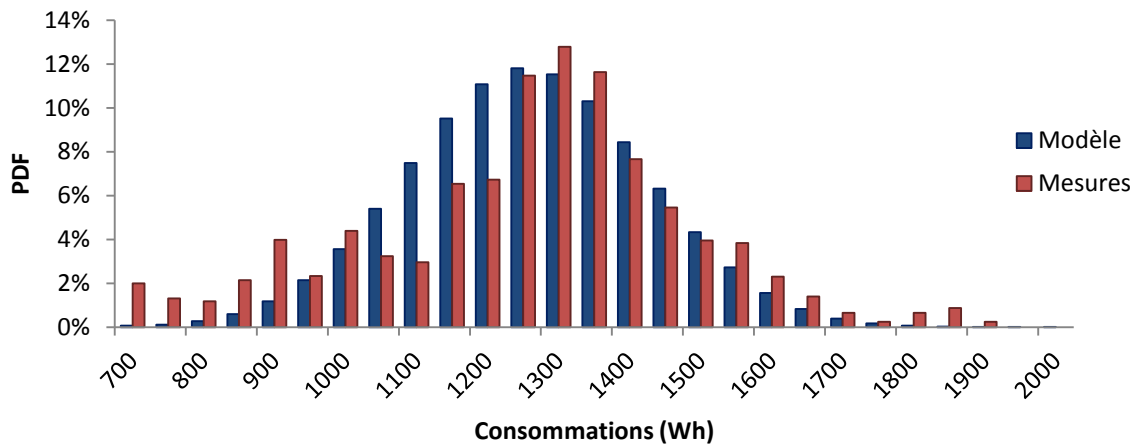


Figure 146 : Distribution des cycles de lave-vaisselles moyens par appareil mesurés (rouges) et produits par le modèle (bleu)

5.1.4.3 Puissances des appareils de froid

Les appareils de froid ne fonctionnent pas en continu, mais par cycles à intervalles réguliers. Aucune donnée concernant la durée et l'espacement de ces cycles n'est fournie dans le rapport d'Enertech (2008a) sur la campagne de mesurées dédiée aux appareils de froid. Dans les modèles existants, les appareils de froid sont représentés par une puissance constante (Widén et Wäckelgard, 2009) ou bien les cycles sont explicités, mais, dans ce cas, les données divergent d'une source à l'autre. Paatero et Lund (2005) modélisent des cycles de fonctionnement de 12 minutes espacés de 24 minutes pour les réfrigérateurs et de 12 min pour les congélateurs, et Richardson et al. (2010) reprennent ce modèle. Cependant, Armstrong et al. (2009) font état de cycles moins nombreux (21 par jour en moyenne) et Stamminger (2008) propose un ordre de grandeur de 20 à 35 % du temps en fonctionnement avec un nombre de cycles encore inférieur (8 par jour).

Les cycles des appareils de froid sont plus nombreux lorsque les habitants cuisinent ou prennent leurs repas en raison des ouvertures. Cependant, ces variations ne sont pas très importantes et le fonctionnement des appareils de froid est régulier dans l'ensemble. Nous avons donc choisi de modéliser les appels de puissance des appareils de froid par une constante plutôt que de faire des hypothèses sur les durées de cycles. La Figure 147 illustre, à partir d'un exemple de fonctionnement de congélateur proposé par Stamminger (2008), en quoi consiste l'approximation.

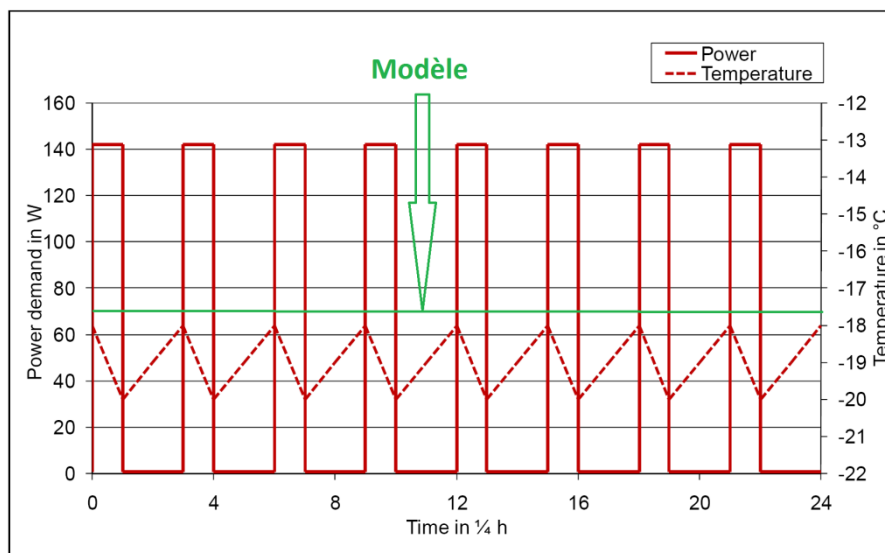


Figure 147 : Modélisation des appels de puissance des appareils de froid par une constante

Ce choix se justifie selon nous quel que soit le champ d'application du modèle :

- l'influence sur la thermique du bâtiment est faible, les cycles sont de tout façon réguliers sur la journée donc l'effet thermique est lissé par l'inertie du bâtiment ;
- l'analyse de la courbe de charge à l'échelle de plusieurs logements n'est pas faussée en raison du foisonnement. Les cycles des appareils de froid sont décalés d'un logement à un autre et ils se moyennent en une puissance appelée constante à partir de quelques appareils.

Les puissances des appareils de froid sont très dispersées en raison de dimensions et d'efficacités variables. Dans le modèle, les puissances susceptibles d'être attribuées à un appareil suivent une loi normale. La moyenne et l'écart-type sont calibrés à partir de la distribution des consommations annuelles des différents appareils de la campagne de mesures, la puissance étant dérivée directement puisque supposée constante (nous intégrerons par la suite une variation saisonnière au § 5.1.5.4.4).

La consommation d'un appareil de froid est différente selon qu'il se situe dans une pièce chauffée ou non. Ce paramètre est pris en compte de manière simplifiée. Si l'appareil est installé dans un garage sa puissance en fonctionnement est diminuée de 10 %. S'il se situe dans le volume chauffé, elle est augmentée de 10 %.

Les valeurs obtenues sont données dans le Tableau 74, tandis que les figures 148 à 151 mettent en regard les puissances modélisées et les puissances dérivées des consommations mesurées (par plages de puissances de 10 W).

Tableau 74 : Modélisation des puissances des appareils de froid

Appareils	Puissance moyenne (W)	Ecart-type sur les puissances (W)
Congélateurs séparés	64	28
Réfrigérateurs simples	29	11
Réfrigérateurs combinés		
Classiques	53	22
« Américains »	91	20

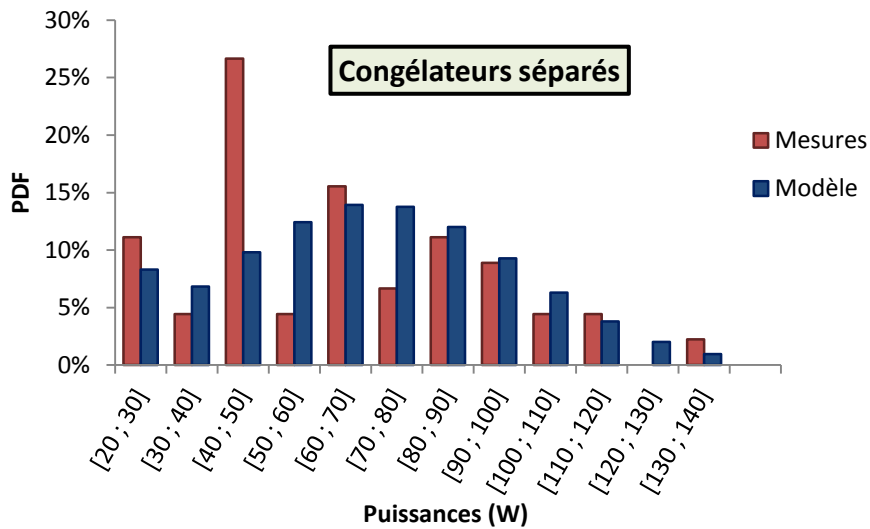


Figure 148 : Distribution des puissances moyennes des congélateurs séparés, par plages de 10 W, déduites des consommations mesurées (rouge) et modélisées (bleu)

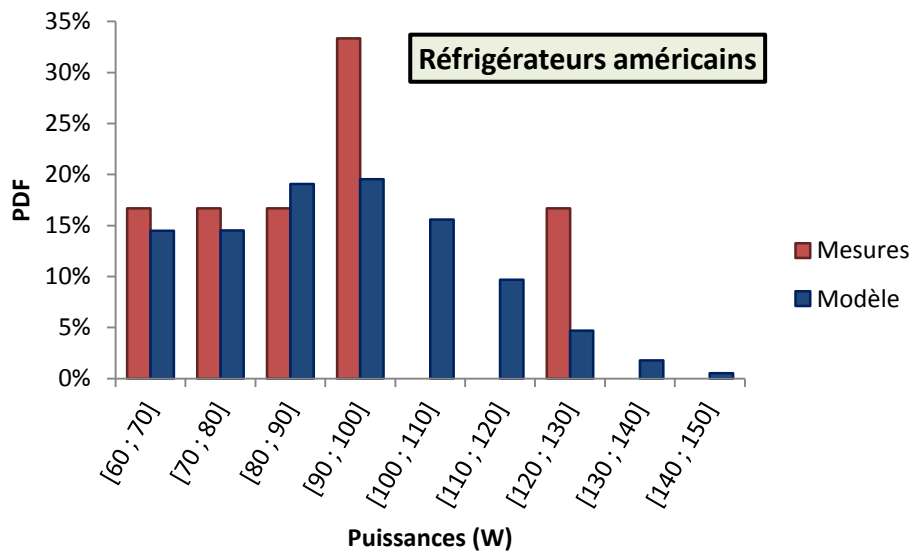


Figure 149 : Distribution des puissances moyennes des réfrigérateurs américains, par plages de 10 W, déduites des consommations mesurées (rouge) et modélisées (bleu)

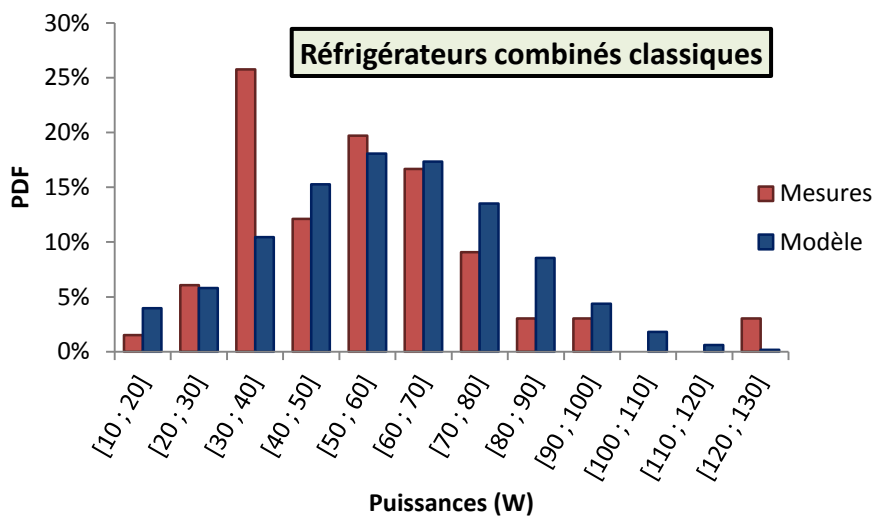


Figure 150 : Distribution des puissances moyennes des réfrigérateurs combinés classiques, par plages de 10 W, déduites des consommations mesurées (rouge) et modélisées (bleu)

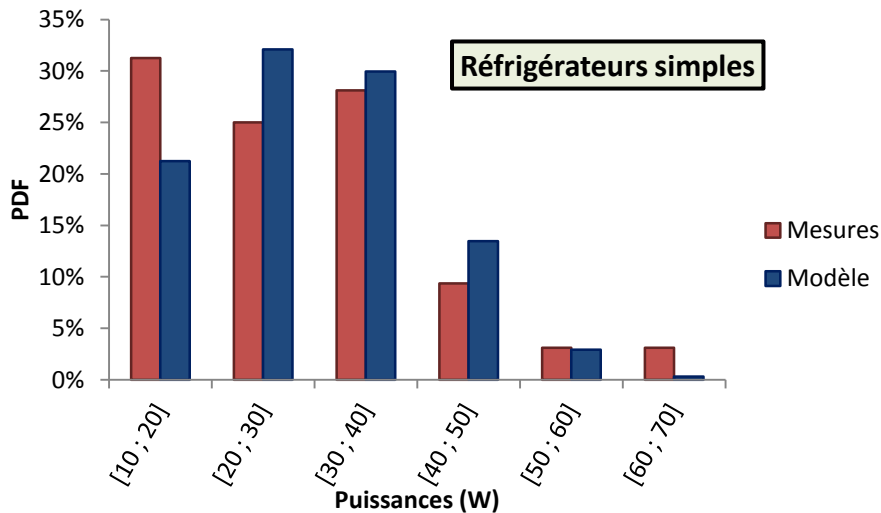


Figure 151 : Distribution des puissances moyennes des réfrigérateurs simples, par plages de 10 W, déduites des consommations mesurées (rouge) et modélisées (bleu)

Les variations de la température ambiante, mais surtout les ouvertures des portes par les occupants, induisent des variations des appels de puissance en cours de journée aux ouvertures. Afin d'en tenir compte, l'évolution de la puissance relativement à la puissance moyenne est modélisée à partir des courbes de charges moyennes mesurées (Figure 152). Il s'agit d'une première approche, le modèle pourrait facilement être amélioré, en faisant évoluer les puissances au gré des repas prévus par les scénarios.

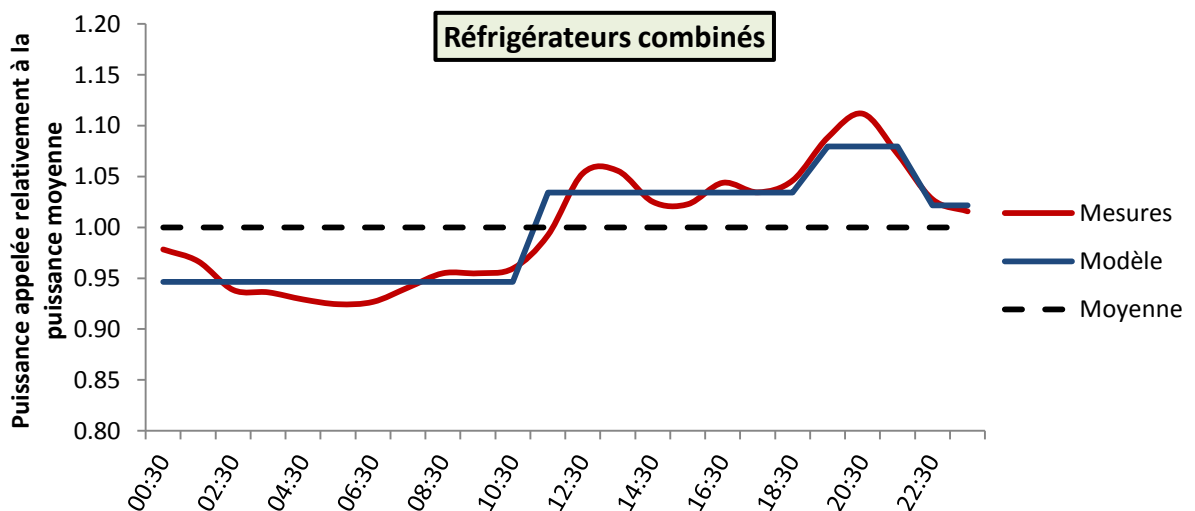


Figure 152 : Evolution de la puissance appelée par les réfrigérateurs combinés au cours de la journée, mesurée pour 66 appareils pendant un an (rouge) et modélisée (bleu). La moyenne est tracée en pointillés noirs pour améliorer la lisibilité.

Un modèle simplifié similaire est construit pour les réfrigérateurs américains et les réfrigérateurs simples. En revanche, les faibles variations de la puissance appelée par les congélateurs séparés sont négligées.

5.1.4.4 Puissances des appareils supplémentaires

Les appareils supplémentaires sont associés à des appels de puissance constants sur l'année (Tableau 75). Les puissances sont calculées à partir des consommations annuelles. Pour un type

donné la puissance peut être unique ou définie par un intervalle (auquel cas un appareil se voit attribué une puissance par tirage aléatoire sur ce segment).

Tableau 75 : Puissance des appareils supplémentaires

Appareils	Puissance (W)
Imprimante	
Jet d'encre	2
Laser	7
Multifonction	4
Scanners	2
Enceintes	[1 ; 3]
Concentrateur usb	[1 ; 3]
Disque dur externe	[2 ; 4]
Routeur	[4 ; 6]
Clavier et souris sans fil	0,6
Stocke CD électriques	[3 ; 5]
Transmetteur d'images	[5 ; 8]
Répartiteur de prises péritel	[3 ; 5]
Amplificateur d'antenne	1,1
Tablettes	[1 ; 3]
Téléphones portables	
Smartphones	[0,2 ; 0,8]
Autre	0,1
Téléphone fixe*	[2 ; 5]
Console portable	[1 ; 3]
Lecteur mp3/mp4	0,4
Chargeur divers	[0,3 ; 0,8]
Box ADSL	[8 ; 11]
Radio-réveil	[1 ; 3,5]
Magnétoscope	[1 ; 8]

* incluent téléphone-fax et téléphone-répondeur

Les aquariums pour poissons exotiques sont des appareils très consommateurs, entre 500 et 1 300 kWh/an (comparable à la consommation d'un réfrigérateur combiné classique) pour les quelques unités observées durant les campagnes de mesures. Un modèle simplifié est proposé dans lequel une puissance est attribuée à chaque poste de consommation (Tableau 76). Le chauffage fonctionne en continu mais avec une variation saisonnière (la puissance du poste chauffage est multipliée par 0,8 en été et 1,2 en hiver). L'éclairage débute entre 8 h et 10 h du matin et fonctionne entre 9 h et 11 h par jour.

Tableau 76 : Modélisation du fonctionnement des aquariums

Poste	Puissance (W)	Fonctionnement
Pompe	[10 ; 20]	Continu
Chauffage	[10 ; 40]	Continu - saisonnier
Eclairage	[30 ; 80]	Entre 9 h et 11 h par jour toute l'année

5.1.5 Calibrage du modèle

A l'exception des appareils de froid et des appareils supplémentaires, le principe du modèle consiste à lier les activités des occupants à des probabilités d'utilisation des appareils ; lorsqu'une personne cuisine, elle est susceptible d'utiliser un four. La méthode retenue consiste à calibrer les durées des cycles de fonctionnement dans un premier temps, puis les probabilités de déclenchement en fonction des activités. Contrairement à l'ensemble des modèles de la littérature, une dépendance à l'heure de la journée est introduite dans le calibrage de probabilités de déclenchement des appareils. La probabilité d'utiliser un four n'est pas la même selon qu'un habitant cuisine à 8 h du matin ou à midi.

5.1.5.1 *Durée des cycles de fonctionnement*

Les durées des cycles de fonctionnement ont déjà été étudiées pour les lave-linges et les lave-vaisselles. Elles n'ont pas à être calculées pour les réfrigérateurs et congélateurs ni pour les appareils supplémentaires dont les appels de puissance sont modélisés par des constantes. Pour tous les autres appareils, les durées moyennes des cycles de fonctionnement proviennent des campagnes de mesure et un écart-type est fixé par hypothèse.

Une durée est tirée aléatoirement à chaque cycle de fonctionnement. Un appareil est associé à une puissance unique mais ses cycles de fonctionnement ont des durées variables.

La résolution du modèle est de 10 min. Une valeur supérieure n'est pas nécessaire pour évaluer les apports internes dans un bâtiment ni même pour modéliser la courbe de charge de plusieurs logements en raison de l'inertie thermique et du foisonnement. Les durées de fonctionnement sont tout de même calculées avec une précision d'une minute mais les puissances sont moyennées sur les pas de temps. Si un appareil appelle 1 000 W pendant 24 min, la puissance est de 1 000 W sur les deux premiers pas de temps et de 400 W sur le troisième.

Remarques :

- Les durées de fonctionnement des plaques de cuisson ont été rassemblées pour l'ensemble des technologies. En réalité, les plaques à induction ont des durées d'utilisation plus longues parce que les familles qui les possèdent les utilisent beaucoup. Ne pouvant pas, faute de données (cf. § 5.1.3), affiner les taux d'équipements en fonction des caractéristiques sociodémographiques pour ce type d'appareil (par exemple attribuer les plaques à induction majoritairement à des familles avec enfant), distinguer les durées d'utilisation par technologie conduirait à des contresens. Par exemple deux personnes ayant les mêmes caractéristiques auraient des temps d'utilisation des plaques très différentes simplement parce que l'une serait équipée de plaques à induction et l'autre de plaques en fonte. En réalité la logique sous jacente est plutôt que les ménages qui cuisinent beaucoup font l'acquisition de plaques pratiques d'utilisation.
- Une difficulté du même ordre s'est posée pour les ordinateurs. Les postes les plus puissants sont souvent les plus utilisés, mais nous n'avons pas de données permettant de les attribuer à une catégorie d'occupants plutôt qu'à une autre (en identifiant des profils de joueurs ou de personnes qui travaillent à domicile sur ordinateur pour faire du graphisme, de la vidéo etc.). Par conséquent puissances et durées de fonctionnement ont été calibrées pour l'ensemble des ordinateurs et leur corrélation n'a pas été modélisée.

- L'écart-type est fixé à 0 pour les appareils ayant des durées de fonctionnement moyennes inférieures à 10 min.
- Lorsqu'une table de cuisson est équipée d'une hotte, la probabilité que celle-ci soit utilisée pendant un cycle de fonctionnement est de 60 %.
- Le modèle considère des durées des cycles de fonctionnement des téléviseurs différentes en journée et en soirée (avant et après 18 h). En effet, le pic en soirée (cf. § 5.1.5.3.2.1) est dû à une augmentation du nombre de cycles mais également à un allongement de leur durée.
- Les lecteurs DVD, les décodeurs satellite et les home-cinémas sont liés à un téléviseur et n'ont pas un fonctionnement autonome. Lorsque le poste auquel ils sont rattachés fonctionne, les décodeurs satellites et home-cinémas sont allumés systématiquement et les lecteurs DVD ont 28 % de chances de fonctionner (quotient de la durée de fonctionnement annuelle moyenne d'un lecteur DVD par la durée de fonctionnement annuelle moyenne d'un téléviseur).
- Les ordinateurs, les chaînes hi-fi et les postes de radio ne fonctionnent pas suivant des cycles au même titre qu'un four ou un lave-linge par exemple. Ils sont souvent allumés en toile de fond d'activités diverses. Les durées de fonctionnement n'ont pas été modélisées par des lois normales mais par des lois uniformes car il n'y a pas de durée de fonctionnement « typiques » pour ces appareils.

Les durées des cycles de fonctionnement du modèle sont présentées dans le Tableau 77.

Tableau 77 : Durées des cycles de fonctionnement des appareils (hors appareils de lavage)

Type d'appareil	Durée d'un cycle de fonctionnement (min)	
	Moyenne	Ecart-type
Grand four	57	30
Mini-four	33	15
Four micro-ondes	5	-
Table de cuisson	33	15
Bouilloire	3	-
Cafetière	5	-
Friteuse	30	15
Grille-pain	5	-
Chaîne hi-fi (et mini-chaîne)	[10 ; 90]	-
Radios	[10 ; 90]	-
Sèche-linge	101	25
Aspirateur	15	5
Fer à repasser	45	15
Sèche-cheveux	5	-
Ordinateur fixe		
Principal	[30 ; 690]	-
Secondaire	[30 ; 330]	-
Ordinateur portable		
Principal	[30 ; 330]	-
Secondaire	[30 ; 330]	-
Téléviseur		
Avant 18 h	90	45
A partir de 18 h	180	60

5.1.5.2 Association entre types d'appareil et activités

Les règles associant activités et utilisation des appareils reposent sur des hypothèses et sur l'analyse de la correspondance entre le profil moyen des activités (chapitre 3, § 3.5.2, Figure 67) et les courbes de charge moyennes par type d'appareil issues des mesures. Il suffit qu'un individu effectue l'activité requise pour rendre le déclenchement possible. La probabilité n'est pas augmentée si plusieurs personnes s'y adonnent en même temps. Cependant, la probabilité qu'une personne au moins soit en train de réaliser une activité donnée croît avec le nombre d'habitants, donc l'utilisation des appareils est d'autant plus fréquente que le ménage est nombreux. Par hypothèse, des âges minimaux sont fixés pour le déclenchement des appareils : seuls certains appareils sont utilisés par des enfants. L'extinction des appareils est forcée lors du départ du dernier occupant sauf pour les lave-vaisselles, lave-linges, sèche-linges, fours (minuteries) et ordinateurs (d'après les mesures, ils restent souvent allumés) qui achèvent toujours leurs cycles de fonctionnement.

La courbe de charge des téléviseurs coïncide mal avec le profil de l'activité « regarder la télévision ». Par ailleurs, les courbes de charge des ordinateurs ainsi que des chaînes hi-fi, des radios

et des bouilloires ne coïncident avec les profils d'aucune activité¹⁸⁷. Ceci rejoint une remarque du paragraphe précédent sur leur fonctionnement en « toile de fond ». De même il n'y a pas de correspondance entre les courbes de charge des lave-linges et sèche-linges et le profil de l'activité « tâches ménagères ». En réalité le lancement des appareils de lavage est très rapide, le temps consacré à l'activité « tâches ménagères » correspond plutôt au travail qui succède à leur utilisation : repassage, pliage, rangement. Tous ces appareils sont donc associés à la présence active des occupants plutôt qu'à une activité en particulier.

La gestion du poste principal et des postes secondaires de télévision s'effectue de la manière suivante :

- Le poste principal est allumé en priorité.
- Si un occupant allume une télévision alors il ne peut pas en déclencher une autre tant que la première fonctionne. Il est décompté des occupants actifs susceptibles d'allumer une télévision pendant cette période.
- Si le poste principal est allumé et qu'il reste des occupants actifs disponibles, ils peuvent allumer un poste secondaire (l'un ou l'autre aléatoirement si le logement compte trois postes). Ils ne sont alors plus disponibles pour utiliser une éventuelle troisième télévision.

Des règles similaires dictent le fonctionnement des ordinateurs principaux et secondaires. Par ailleurs, ordinateurs et télévisions sont indépendants, la superposition des usages étant fréquente (p.ex. consulter sa messagerie électronique tout en ayant la télévision allumée) d'après le Credoc (2013).

Il pourrait être envisagé de lier les types d'appareils qui remplissent des fonctions similaires, pour plus de réalisme. Par exemple, l'utilisation des plaques de cuisson dépendrait de l'équipement du ménage en four et four à micro-ondes, et en cas d'équipement, de leur utilisation. Ces interférences et corrélations entre les utilisations des différents appareils ne sont pas prises en compte, car elles complexifient grandement le calibrage des probabilités d'utilisation.

Le déclenchement d'un appareil peut survenir au début, au cours, ou à la fin de l'activité associée. Pour les appareils de cuisine, les déclenchements ont toujours lieu au début d'une période de « cuisine vaisselle ». Lors du calibrage, il s'est avéré que les courbes de charge étaient mieux reproduites sous cette hypothèse que sous l'hypothèse d'un déclenchement sur un pas de temps aléatoire au cours de la période. Ceci est dû à l'agrégation des activités « cuisine » et « vaisselle » qui se situent normalement de part et d'autre d'un repas.

Remarque : les appareils associés à une activité autre que « présence active » ne peuvent réaliser qu'un seul cycle sur une période de l'activité. Cette hypothèse facilite le calibrage du modèle mais demanderait à être révisée. En effet, la durée de la période (p.ex. de cuisine) n'influence plus la probabilité d'utiliser l'appareil (p.ex. un four). Une partie de l'information contenue dans les scénarios d'activité n'est donc pas valorisée (p.ex. le fait que certaines caractéristiques sociodémographiques des ménages définissent une tendance à cuisiner plus longuement que les autres). La fréquence des activités impacte plus les consommations que leur durée totale (deux périodes de cuisine de 30 min génèrent en moyenne plus d'utilisation des appareils qu'une période

¹⁸⁷ Les correspondances recherchées ne sont pas forcément en phase. Elles peuvent être décalées temporellement indiquant qu'une activité devance l'utilisation d'un appareil (par exemple les lave-vaisselle sont utilisés après les repas).

unique de 1h30). Nous avons envisagé d'intégrer les durées des périodes dans le calibrage mais augmenter le nombre de paramètres du modèle crée un risque de sur-apprentissage des données.

Les règles associant activités et allumage des appareils sont récapitulées dans le Tableau 78.

Tableau 78 : Association entre activités et déclenchement des appareils

Type d'appareil	Activité	Instant de déclenchement	Age minimal*
Grand four	Cuisine-vaisselle	Début	14
Mini-four			
Four micro-ondes			
Table de cuisson*			
Friteuse	Repas	Fin	14
Lave-vaisselle			
Cafetière			
Grille-pain			
Chaîne hi-fi	Présence-active	Pendant	2
Poste radio	Présence-active	Pendant	2
Lave-linge	Présence-active	Pendant	14
Sèche-linge	Présence-active	Pendant	14
Ordi. fixe	Présence-active	Pendant	7
Ordi. portable	Présence-active	Pendant	7
Téléviseur	Présence-active	Pendant	2
Bouilloire	Présence-active	Pendant	10
Aspirateur	Tâches ménagères	Pendant	16
Fer à repasser	Tâches ménagères	Pendant	16
Sèche-cheveux	Douche-toilette	Pendant	7

* La limite de deux ans correspond aux appareils qui peuvent être allumés pour des enfants mais pas forcément par eux.

5.1.5.3 Probabilités de déclenchement

Un objectif essentiel du modèle est la reproduction des variations de la courbe de charge au cours de la journée. A cet effet, la méthode retenue consiste à calibrer les probabilités de déclenchement des appareils en introduisant une dépendance à l'heure de la journée, de sorte que les courbes de charges moyennes simulées et mesurées coïncident avec une résolution horaire. Ensuite, les distributions des consommations, des nombres de cycles et des durées de fonctionnement issues du modèle seront comparées à leurs équivalentes issues des mesures à titre de vérification-validation.

5.1.5.3.1 Démonstration de la méthode sur l'exemple des fours de cuisine

Le calibrage est effectué pour les différents types d'appareils séparément. La méthode est présentée sur l'exemple des fours. Des logements représentatifs du parc français (maisons et appartements, localisation urbaine et rurale, nombre de pièces) sont produits suivant la méthode décrite au § 4.6.2.3, et un ménage virtuel est créé pour chacun d'eux suivant la procédure développée au chapitre 3. Dans le cas des fours, le taux d'équipement ne dépend pas des caractéristiques du ménage (cf. § 5.1.3), donc chaque ménage est supposé posséder un four. A l'issue

de cette procédure, l'objectif est de disposer de 10 000 ménages équipés de l'appareil dont on souhaite calibrer la probabilité de déclenchement, ce nombre ayant été fixé de manière empirique pour assurer la convergence de la courbe de charge simulée. Pour les appareils dont le taux d'équipement dépend des caractéristiques sociodémographiques, les ménages générés se voient attribuer ou non un appareil en fonction de leurs probabilités d'équipements. Des logements sont produits jusqu'à obtenir 10 000 ménages équipés. Les scénarios d'activités des membres des ménages équipés sont ensuite générés.

Les probabilités de déclenchement sont calibrées par itération, en comparant la courbe de charge journalière moyenne simulée pour les 10 000 ménages à la courbe de charge journalière moyenne mesurée. Une seule semaine est simulée par ménage lors du calibrage car les scénarios d'activités sont identiques sur les 52 semaines de l'année (cf. chapitre 3). Pour la première itération, une probabilité de déclenchement indépendante de l'heure est calculée. Pour les fours, elle est égale au ratio du nombre de cycles hebdomadaire moyen mesuré sur le nombre moyen hebdomadaire de périodes d'activité « cuisine »¹⁸⁸ dans les scénarios simulés. Elle vaut $p_{four|cui} = \frac{4,21}{17,86} = 0,24$.

Des itérations successives permettent de corriger les probabilités de déclenchement en fonction de l'heure de manière à minimiser l'écart entre courbes de charges journalières moyennes mesurée et simulée. La convergence est obtenue lorsque deux critères sont respectés :

- La moyenne des erreurs absolues sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne doit être inférieure à 5 W (critère de reproduction de la forme).

$$\frac{1}{24} \sum_{h=1}^{24} |P_{modèle}(h) - P_{mesure}(h)| < 5 \text{ W} \quad (5.5)$$

- L'erreur sur la puissance moyenne doit être inférieure à 0,5 W.

$$\left| \frac{1}{24} \sum_{h=1}^{24} (P_{modèle}(h) - P_{mesure}(h)) \right| < 0,5 \text{ W} \quad (5.6)$$

On s'assure ainsi que l'erreur sur la consommation annuelle moyenne est inférieure à $0,5 \times 24 \times 365 = 4,4$ kWh.

Remarque : nous avons préféré établir des critères de convergence sur les puissances horaires en W plutôt qu'en % pour ne pas perdre de vue l'importance relative des appareils. Des erreurs en % peuvent être importantes ou négligeables selon que les appareils ont des puissances moyennes élevées ou faibles.

Par rapport à la probabilité indépendante de l'heure, les probabilités finalement retenues (Tableau 79) sont plus faibles la nuit et en début de matinée (notamment à l'heure du petit déjeuner), plus élevées en fin de matinée, plus faibles entre midi et 14 h (il est trop tard pour déclencher un four pour le déjeuner et il y a un biais lié au rassemblement des activités « cuisine » et « vaisselle »), similaires entre 14 h et 16h30, plus élevées en fin d'après midi et plus faibles en soirée (mêmes raisons que pour la période midi-14 h). Nous avons veillé à ne pas diviser la journée en un trop grand nombre de périodes afin de ne pas « sur-apprendre » les mesures.

¹⁸⁸ Une période de cuisine pour un ménage correspond à une période pendant laquelle au moins un de ses membres s'adonne à l'activité « cuisine-vaisselle ».

Tableau 79 : Probabilité de déclenchement des fours selon l'heure de début d'une période de cuisine

0h-8h30	8h30-10h	10h-12h	12h-14h	14h-15h	15h-16h30	16h30-19h	19h-24h
0,06	0,25	0,86	0,08	0,20	0,25	0,56	0,11

La Figure 153 présente les courbes de charges journalières moyennes avec une résolution horaire, mesurée (rouge), simulée avec une probabilité de déclenchement indépendante de l'heure (grise), et simulée avec les probabilités de déclenchement retenues dans le modèle (bleue).

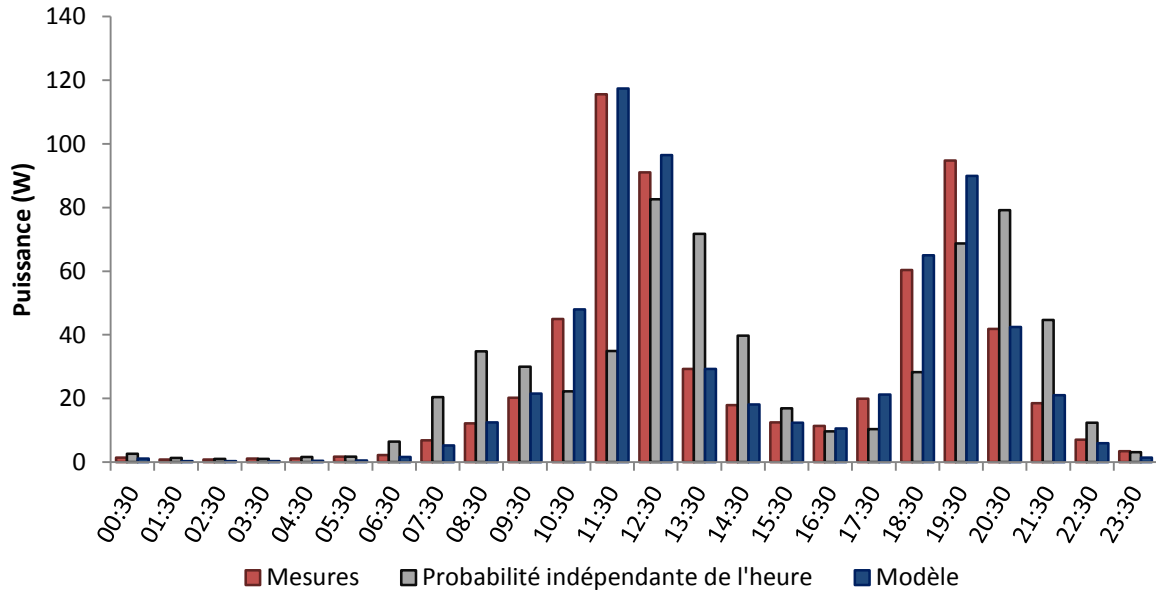


Figure 153 : Courbes de charge moyennes journalières des fours de cuisine, mesurée pour 60 appareils pendant une année (rouge), simulée pour 10 000 appareils sur une semaine avec une probabilité de déclenchement indépendante de l'heure (gris) et simulée avec le modèle final (bleu)

L'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne est de 1,39 W et l'erreur sur la puissance moyenne (25,7 W) est de 0,25 W. A titre indicatif, l'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires est de 15,5 W pour le modèle indépendant de l'heure.

Remarque : Le nombre de 10⁰⁰⁰ simulations est fixé de manière à assurer la convergence. Il s'avère en pratique largement suffisant mais la simulation des usages électriques est rapide (moins d'une minute pour 10 000 ménages¹⁸⁹), donc il n'y a pas lieu de chercher à l'optimiser. A titre indicatif, la Figure 154 présente la courbe de charge obtenue pour 3 120 semaines simulées, soit le nombre correspondant aux 60 fours instrumentés durant une année (60 × 52), aux côtés de la courbe de charge obtenue pour 10 000 semaines. L'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires des deux courbes de charge journalières est de 0,7 W.

¹⁸⁹ sur un PC ayant une capacité de 8,00 GO de mémoire vive et équipé d'un processeur Intel(R) Core(TM) i7-3520M de fréquence 2,90 GHz.

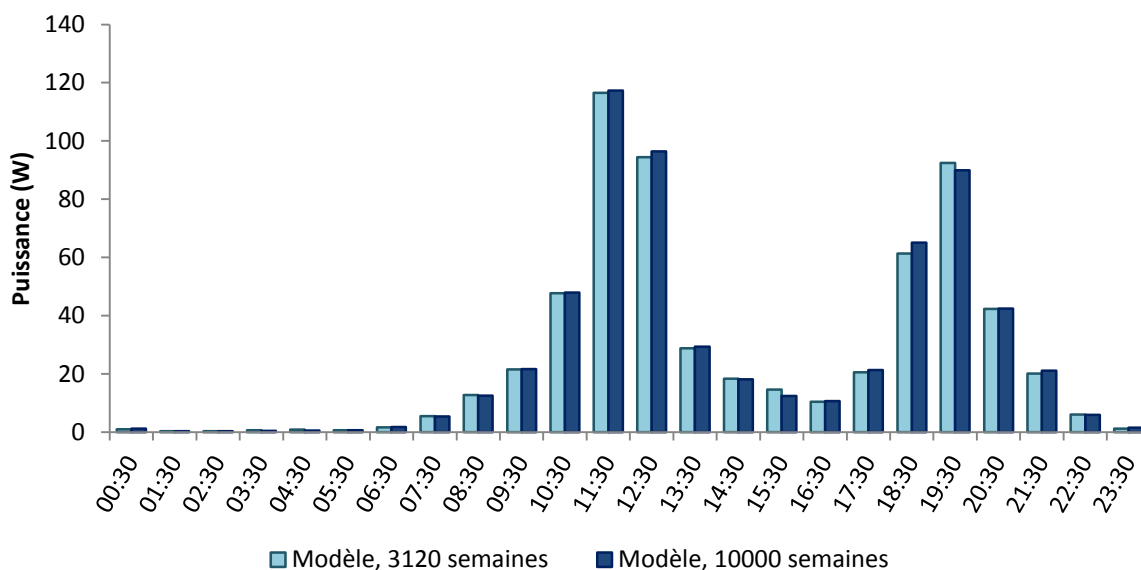


Figure 154 : Courbes de charge journalières moyennes obtenues pour 10 000 et 3 120 semaines simulées

La Figure 155 présente les *boxplots* des puissances horaires moyennes obtenues pour 1 000 fours simulés sur une année. Elle illustre la diversité des courbes de charges générées par le modèle. La puissance appelée entre 11 h et midi par exemple, est supérieure à 180 W pour 25 % des fours (4^{ème} quartile) et inférieure à 30 W pour 25 autres pourcents (1^{er} quartile). Le réalisme de la diversité produite par le modèle sera appréciée en comparant les distributions des durées de fonctionnement et les distributions des consommations annuelles issues des mesures et issues du modèle au § 5.1.6.1.

Remarque : Les appareils n'appartiennent pas au même quartile à toute heure. Un appareil peut avoir une consommation nulle en moyenne entre 10 h et 11 h et appartenir aux 25 % de fours les plus consommateurs entre 11 h et midi.

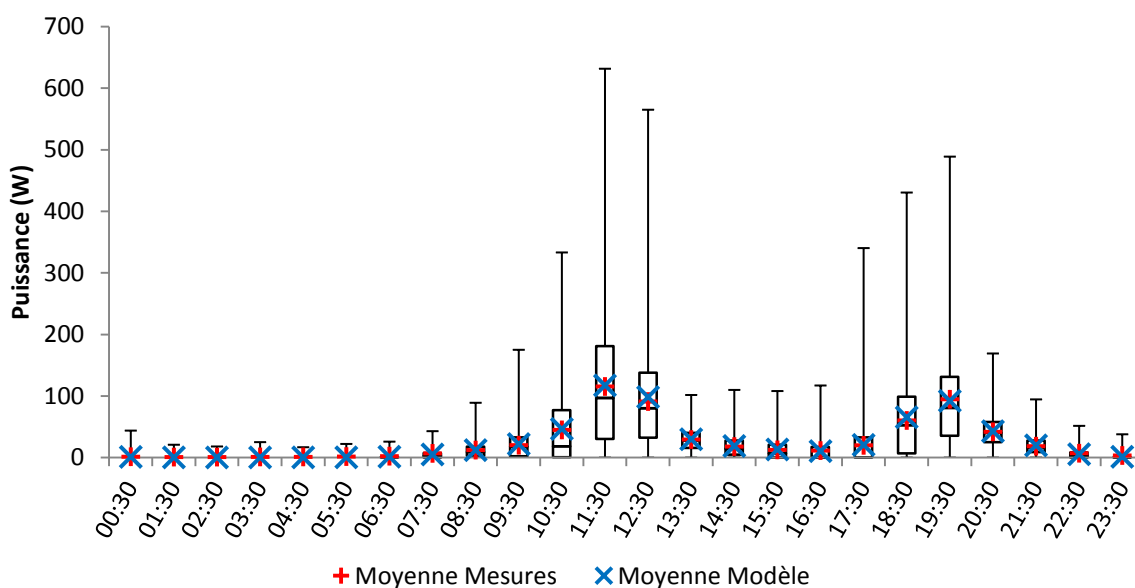


Figure 155 : Dispersion de la courbe de charge horaire journalière générée par le modèle

La courbe de charge hebdomadaire moyenne générée par le modèle fait état d'une consommation régulière les jours de semaine, mais supérieure le samedi et surtout le dimanche

(Figure 156). La tradition du « poulet dominical » est saisie par le modèle à travers des périodes de cuisine nombreuses le dimanche en fin de matinée.

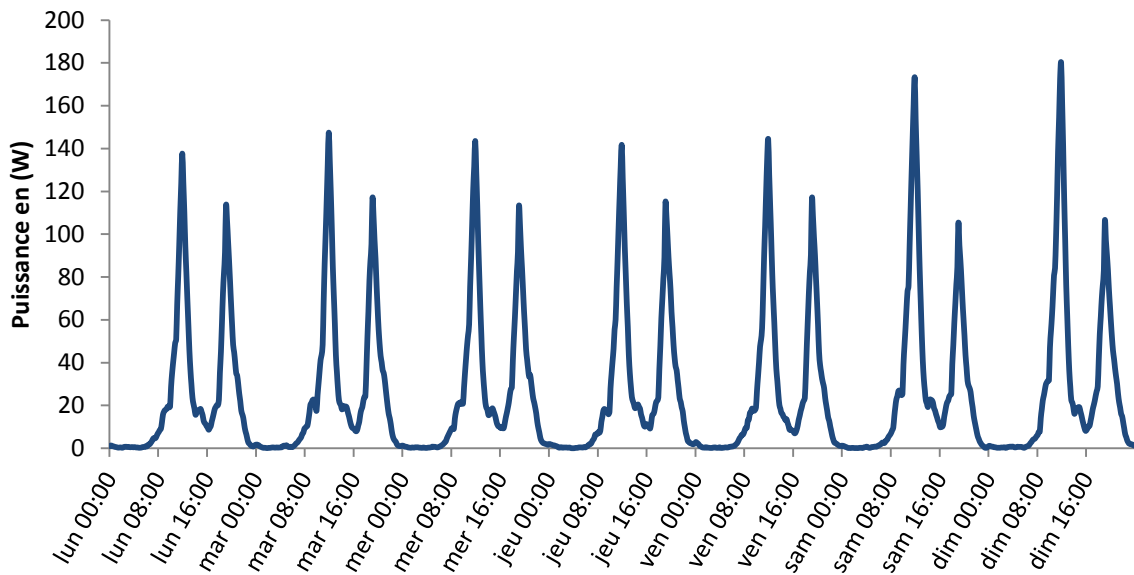


Figure 156 : Courbe de charge hebdomadaire moyenne des fours de cuisine générée par le modèle

5.1.5.3.2 Résultats pour différents appareils

La méthode de calibrage des probabilités, décrite en détail pour les fours de cuisine ci-dessus, a été appliquée à l'ensemble des appareils modélisés. Dans ce paragraphe nous montrons qu'elle fonctionne pour des appareils associés à des activités autres que « cuisine vaisselle ». Sans entrer dans les détails, nous présentons les courbes de charge journalières moyennes mesurées et simulées avec les erreurs correspondantes, ainsi que les probabilités calibrées.

5.1.5.3.2.1 Les télévisions

Les télévisions sont associées à la présence active des occupants. Le calibrage des postes principaux (Tableau 80) précède celui des postes secondaires (Tableau 81), puisque ces derniers requièrent des occupants disponibles, c'est à dire non accaparés par le poste principal. Les courbes de charge des téléviseurs principaux et secondaires sont présentées aux figures 157 et 158.

Tableau 80 : Probabilité de déclenchement du téléviseur principal selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage est présent et actif

0h-1h30	1h30-7h	7h-12h	12h-13h30	13h30-18h	18h-22h	22h-24h
0,220	0,022	0,050	0,093	0,072	0,138	0,033

Tableau 81 : Probabilité de déclenchement d'un téléviseur secondaire selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage est présent, actif et disponible

0h-1h30	1h30-5h	5h-7h	7h-12h	12h-18h	18h-22h	22h-24h
0,550	0,020	0,006	0,011	0,015	0,018	0,01

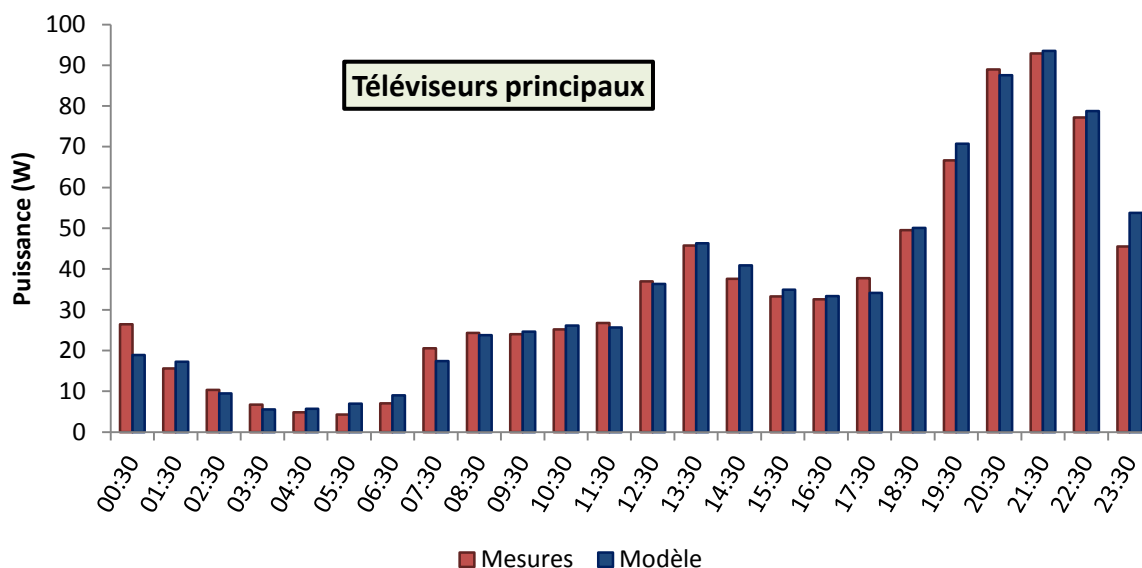


Figure 157 : Courbes de charge moyennes journalières des téléviseurs principaux , mesurée pour 99 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

Pour les téléviseurs principaux, l'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne est de 2,00 W et l'erreur sur la puissance moyenne (35,0 W) est de 0,24 W. On note que l'erreur se situe essentiellement autour de minuit. Le défaut de continuité de l'EET à cet instant nous avait contraint à interrompre les activités en cours et à tirer aléatoirement une activité débutant à 0h00. Sans cela, le modèle prévoyait un nombre insuffisant de périodes de sommeil (dans l'EET, en raison du biais évoqué, elles sont concentrées à 0h00). Il en résulte une variation brusque du taux de présence active à minuit qui se traduit par de nombreuses interruptions de fonctionnement des téléviseurs. Pour tempérer cet effet, les probabilités de déclenchement pour les personnes restées éveillées après minuit sont très élevées.

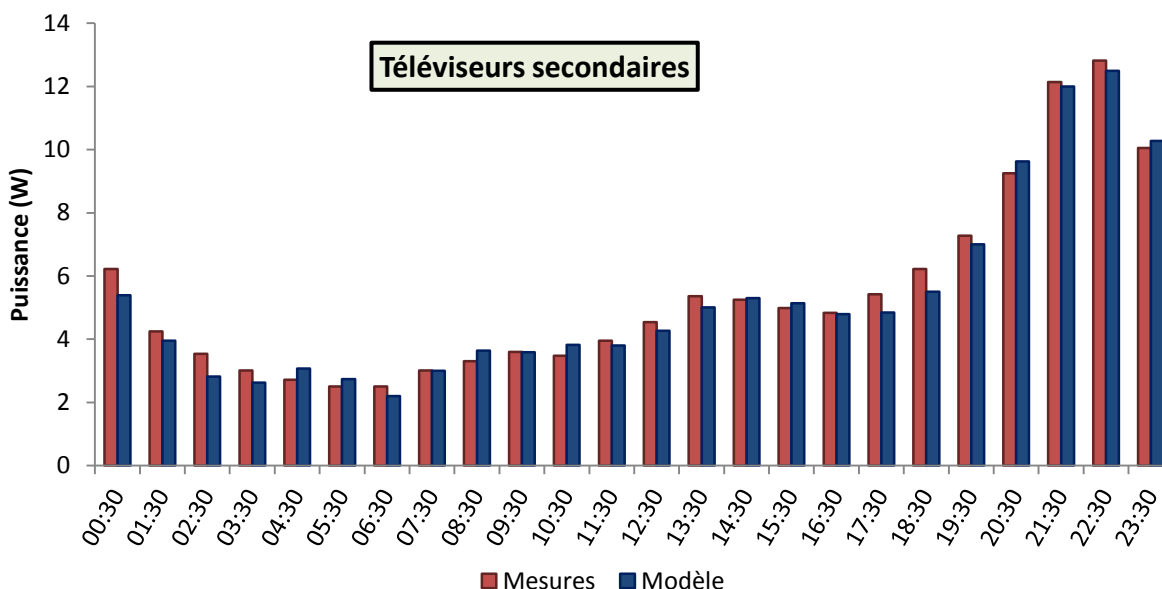


Figure 158 : Courbes de charge moyennes journalières des téléviseurs secondaires , mesurée pour 79 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

Pour les téléviseurs secondaires, l'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne est de 0,31 W et l'erreur sur la puissance moyenne (5,4 W)

est de 0,14 W. Qu'il s'agisse des postes principaux ou secondaires, la courbe de charge journalière est très bien reproduite par le modèle.

5.1.5.3.2.2 Les lave-vaisselles

Les lave-vaisselles sont déclenchés à la fin des repas. Pour ce type d'appareil, il existe des fonctions permettant de différer le déclenchement. D'après une enquête réalisée par Stamminger (2008), elles équipent environ 55 % des appareils en France et sont utilisés « presque à chaque utilisation » par 45 % des personnes qui déclarent en être équipé. Cela représente 25 % de l'ensemble des cycles. Nous supposons que les délais sont utilisés essentiellement après le dîner pour bénéficier des tarifs en heures creuses de la nuit et nous faisons l'hypothèse que 25 % des cycles déclenchés entre 18 h et 23 h sont différés et débutent à un instant aléatoire entre 23 h et 3 h du matin. Les probabilités calibrées sont présentées dans le Tableau 82 et les courbes de charge journalières moyennes mesurées et simulées sont comparées sur la Figure 159.

Tableau 82 : Probabilité de déclenchement d'un lave-vaisselle à la fin d'une période de repas

0h - 8h30	8h30 - 13h	13h - 14h	14h - 19h	19h - 21h	21h - 24h
0,10	0,16	0,22	0,17	0,25	0,15

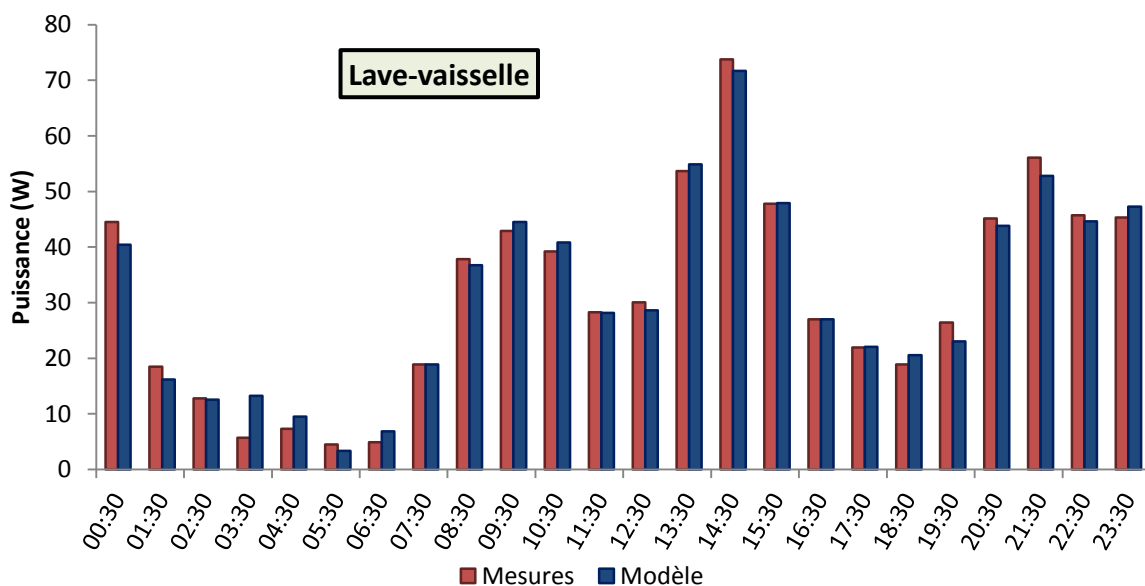


Figure 159 : Courbes de charge moyennes journalières des lave-vaisselles, mesurée pour 65 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

Pour les lave-vaisselles, l'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne est de 1,78 W et l'erreur sur la puissance moyenne (32,8 W) est de 0,31 W.

5.1.5.3.2.3 Les lave-linges et sèche-linges

Les probabilités de déclenchement sont calibrées de manière similaire pour l'ensemble des appareils (hors appareils de froid et « supplémentaires »). Une exception concerne les lave-linges et les sèche-linges. Ces deux appareils sont liés à la présence active des habitants, mais le modèle a été légèrement modifié pour tenir compte de l'influence de la taille du ménage sur leur fréquence d'utilisation. D'après Stamminger (2008), l'évolution est à peu près linéaire entre le nombre de personnes et le nombre de cycles. Selon Enertech (2008a) en revanche, « le nombre de personnes

n'est pas le facteur déterminant des consommations des lave-linges », notamment parce qu'ils sont souvent utilisés en n'étant que partiellement remplis. Cependant, l'analyse des mesures indique qu'il existe une corrélation positive entre le nombre de cycles et la taille du ménage et, en première approche, une relation linéaire a été considérée.

A la « création » d'un lave-linge, un nombre de cycles hebdomadaires par personne est calculé suivant une loi normale ($\mu = 1,7$; $\sigma = 0,9$) dérivée des mesures (Figure 160), puis multiplié par le nombre de membres du ménage. Les probabilités de déclenchement sont ensuite calibrées de la même manière, mais l'algorithme boucle sur une semaine tant que le nombre de cycles hebdomadaires fixés pour l'appareil n'a pas été atteint. Lorsqu'un cycle est déclenché, sa période de fonctionnement ainsi que l'heure qui la précède sont marquées comme indisponibles pour un déclenchement lors d'une éventuelle itération, afin d'éviter les superpositions. Le nombre de cycles hebdomadaires excède rarement 20 (4 cycles par personnes et 5 membres) et le placement des cycles par l'algorithme est imperceptible en termes de temps de calcul.

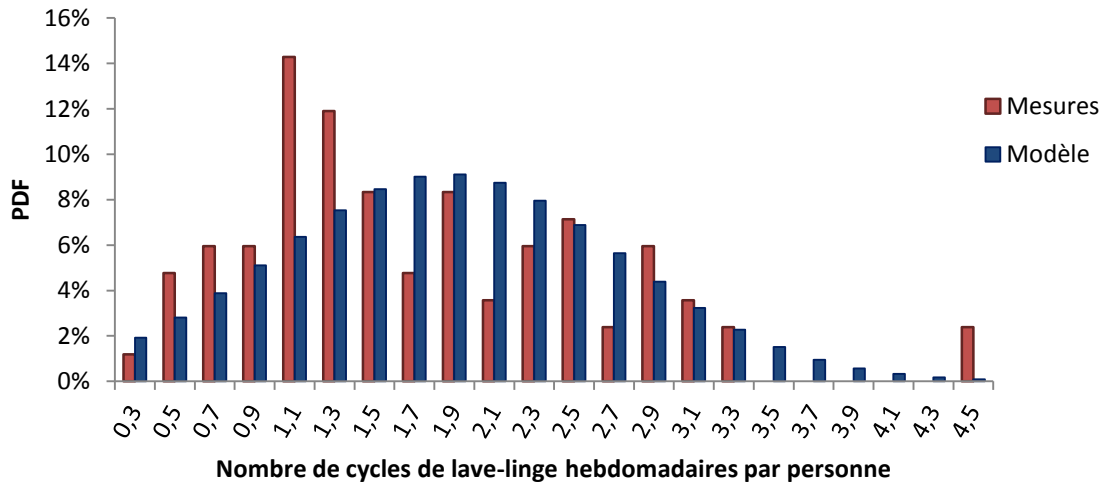


Figure 160 : Distribution du nombre de cycles hebdomadaires de lave-linge par personne, mesurée pour 83 lave-linges sur une année (rouge) et modélisée (bleu)

Les probabilités calibrées et les courbes de charge journalières moyennes sont fournies dans le Tableau 83 et sur la Figure 161.

Tableau 83 : Probabilité de déclenchement d'un lave-linge au cours d'une période de présence active

0h-3h	3h-8h	8h-12h	12h-15h30	15h30-19h30	19h30-24h
0,002	0,004	0,012	0,006	0,004	0,002

Pour les lave-linges, l'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne est de 1,72 W et l'erreur sur la puissance moyenne (20,4 W) est de 0,16 W.

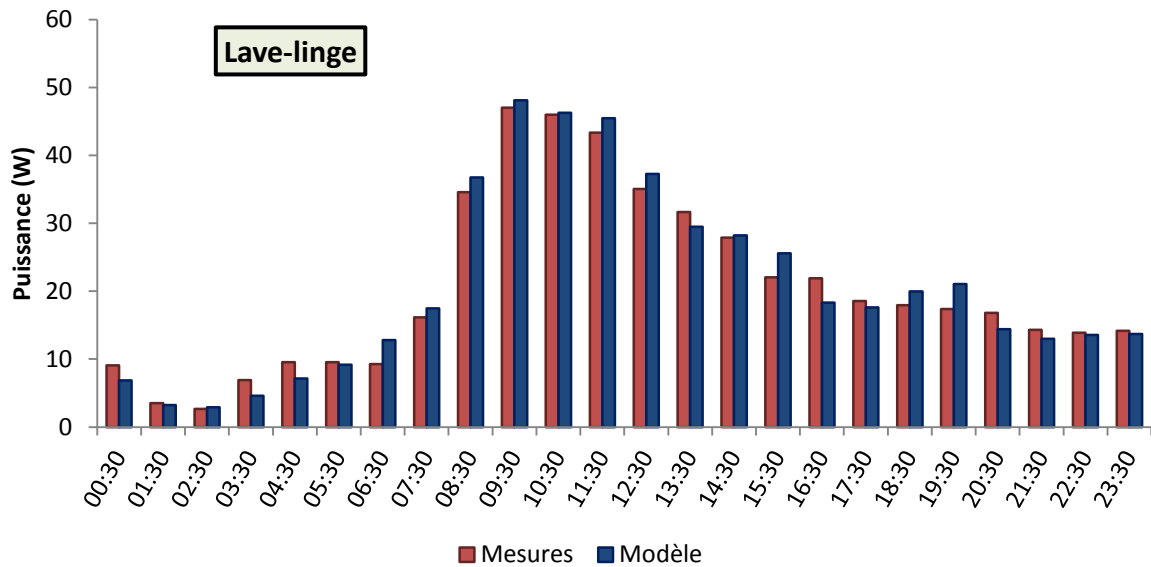


Figure 161 : Courbes de charge moyennes journalières des lave-linges, mesurée pour 83 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

Les usages des lave-linges et des sèche-linges sont liés. Par conséquent, les probabilités de déclenchement des sèche-linges ne peuvent pas être calibrées comme pour les autres appareils. Le ratio du nombre de cycles annuel moyen par sèche-linge sur le nombre de cycles annuel moyen par lave-linge est de 0,59. Le modèle l'utilise comme une probabilité constante qu'un sèche linge soit utilisé suite à un lavage (pour les ménages qui en sont équipés). 17 % des sèche-linges sont intégrés à un appareil combiné, leur déclenchement suit immédiatement la fin du cycle de lavage. Pour les autres, le déclenchement est aléatoire au cours des deux heures qui suivent la fin du cycle à condition qu'un habitant (ayant l'âge requis) soit présent et actif. Sinon, il a lieu au retour d'un habitant. Les sèche-linges ne sont donc pas associés à des probabilités de déclenchement dépendantes de l'heure. Les courbes de charge moyennes mesurée et issue du modèle coïncident moins bien que pour les autres appareils (Figure 162), mais nous préférons nous en tenir là que de forcer une correspondance artificielle. L'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires de la courbe de charge journalière moyenne est de 17,65 W (supérieure au critère de convergence qui avait été fixé) et l'erreur sur la puissance moyenne (48,1 W) est de 0,31 W (le nombre de cycles annuel est respecté donc l'erreur sur la puissance moyenne est faible).

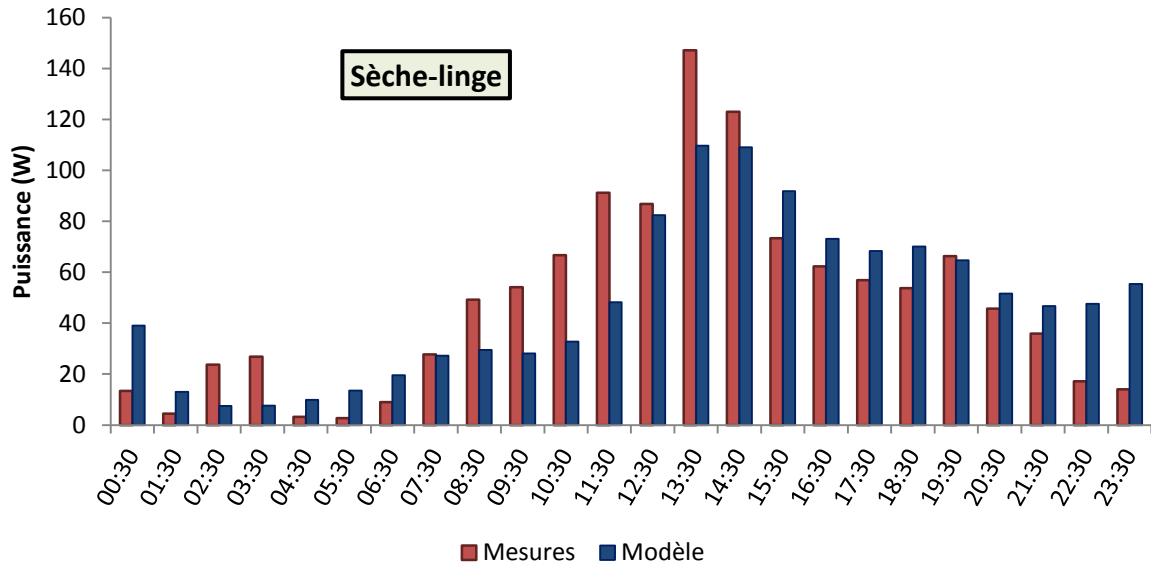


Figure 162 : Courbes de charge moyennes journalières des sèche-linges, mesurée pour 35 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

Afin de ne pas surcharger le document, les valeurs des probabilités calibrées et des erreurs sur les courbes de charge moyennes journalières des autres appareils sont fournies en annexe 00.

5.1.5.4 Saisonnalité

Selon la période de l'année, les appareils sont plus ou moins sollicités ou ont besoin de plus ou moins de puissance pour remplir leur fonction. Ces phénomènes, non intégrés dans les modèles de la littérature, ont été pris en compte à travers des coefficients de saisonnalité qui affectent :

- les probabilités d'utilisation des appareils de cuisson et des lave-linges (et par conséquent des sèche-linges) ;
- les puissances appelées par les sèche-linges, les lave-vaisselles et les appareils de froid.

5.1.5.4.1 Les appareils de cuisson

Au vu de l'évolution saisonnière mesurée pour les appareils de cuisson (Figure 163), l'année est divisée en deux périodes, de début avril à fin septembre et de début octobre à fin mars. Chacune d'elles est associée à un coefficient qui affecte les probabilités de déclenchement. Pour la période allant de début octobre à fin mars, le coefficient est égal au quotient de la consommation journalière moyenne du poste cuisson sur cette période par la consommation moyenne journalière du poste cuisson sur l'année (le calcul est identique pour la période allant de début avril à fin septembre).

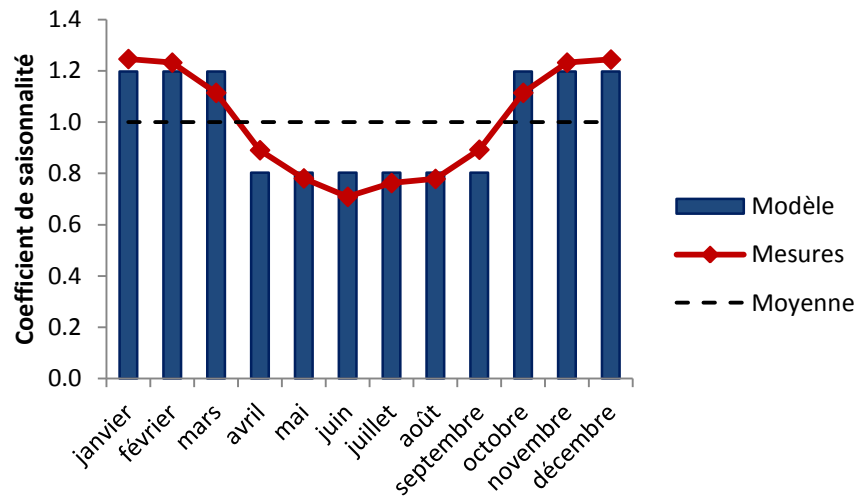


Figure 163 : Coefficient de saisonnalité affectant les probabilités d'utilisation des appareils de cuisson

5.1.5.4.2 Les lave-linges et sèche-linges

Pour les lave-linges, les mois de juillet et août apparaissent nettement différents du reste de l'année. Ils en sont donc séparés (Figure 164).

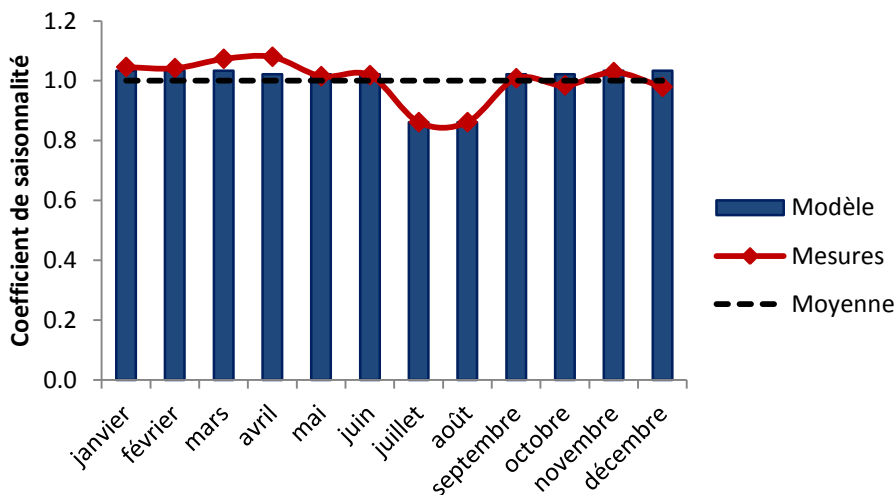


Figure 164 : Coefficient de saisonnalité affectant les probabilités d'utilisation des lave-linges

L'année est divisée en hiver, mi-saison et été pour les puissances appelées par les sèche-linges. Il était plus simple du point de vue du calibrage d'affecter le coefficient de saisonnalité aux puissances des sèche-linges qu'à leur probabilité d'utilisation puisque celle-ci dépend des lave-linges. En réalité pour ces deux types appareils, l'effet saisonnier impacte puissance requise (liée à la température d'eau froide), mais également le nombre de cycles. Le coefficient multiplicateur appliqué aux puissances maximales des cycles des sèche-linges correspond aux histogrammes bleus de la Figure 165. La courbe verte représente l'effet saisonnier total affectant les consommations des sèche-linges. Il inclue la variation du nombre de cycles due au chaînage avec les lave-linges et la variation des puissances appelées propre aux sèche-linges.

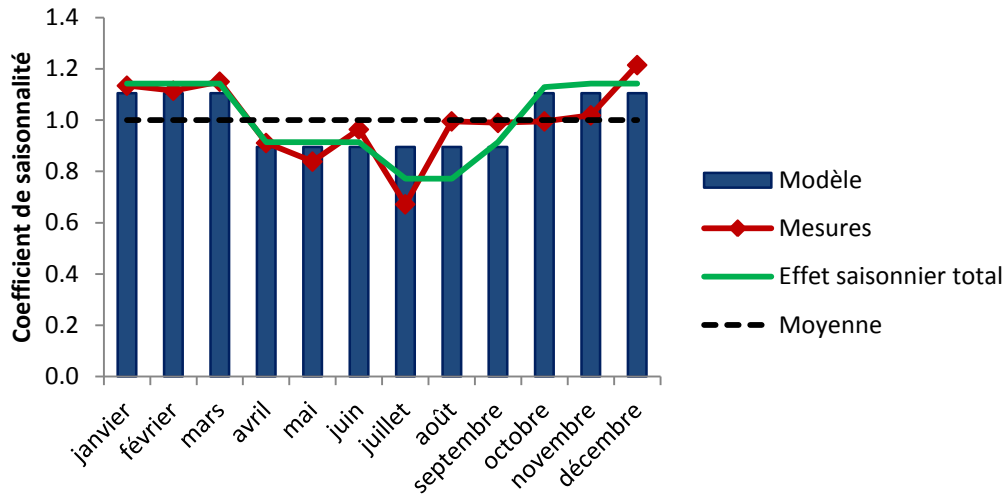


Figure 165 : Coefficient de saisonnalité affectant les puissances des sèche-linges et effet saisonnier total sur leur consommation

5.1.5.4.3 Les lave-vaisselles

L'année est également divisée en hiver, mi-saison et été pour les lave-vaisselles. Le coefficient, comme pour les sèche-linges est entièrement appliqué à la puissance des cycles, bien que la baisse de consommation soit en partie due aux variations du nombre de cycles

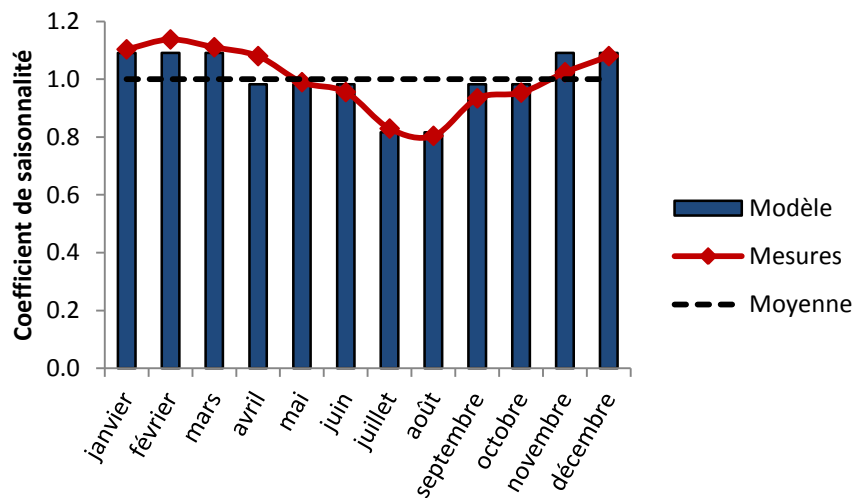


Figure 166 : Coefficient de saisonnalité affectant les puissances des lave-vaisselles

5.1.5.4.4 Les appareils de froid

Enfin, les appareils de froid, à l'encontre des appareils précédents, appellent davantage de puissance en été pour maintenir au frais les aliments. Les résultats sont présentés pour les congélateurs séparés (Figure 167).

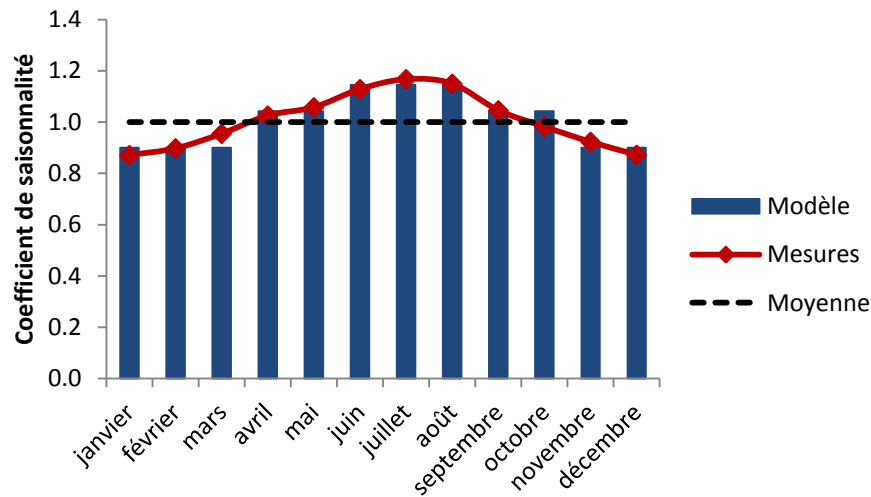


Figure 167 : Coefficient de saisonnalité affectant les puissances des congélateurs séparés

5.1.6 Vérification/validation des prédictions appareil par appareil

Pour chaque type d'appareil, les puissances (fonctionnement et veille) et les durées des cycles ont été calibrées sur les mesures (cf. § 5.1.4 et 5.1.5.1). Les probabilités de déclenchement quant-à elles ont été calibrées de manière à reproduire en moyenne la courbe de charge moyenne journalière mesurée (§ 5.1.5.3). Ainsi, il est assuré que les moyennes du nombre de cycles, de la durée de fonctionnement et de la consommation annuelle produites par le modèle sont en adéquation avec les mesures. En revanche, il n'est pas certain que ces grandeurs soient distribuées de manière réaliste entre les appareils. En caricaturant, il est possible que la moitié des fours assure la totalité des consommations des fours tandis que 50 % aient une consommation nulle. Ce pourrait être le cas si 50 % des ménages faisaient la « cuisine-vaisselle » très fréquemment et d'autres jamais. Dans ce cas, la consommation moyenne pourrait être reproduite mais la distribution des consommations par appareils générée par le modèle serait éloignée de son homologue mesurée, plus graduelle.

Les distributions issues du modèle sont obtenues avec 1 000 simulations annuelles (il a été vérifié que les distributions ont bien convergé pour cette valeur). Les comparaisons avec les mesures sont présentées pour les fours, les téléviseurs, les lave-vaisselles, les lave-linges et les sèche linges, ces appareils étant associés à des activités différentes. Il est en effet possible que certaines activités soient porteuses d'une diversité réaliste et d'autres non.

5.1.6.1 Les fours de cuisine

Les distributions des durées de fonctionnement et des consommations par appareils issues du modèle sont en bonne adéquation avec leurs homologues mesurées (figures 168 et 169). Environ 50 % des appareils fonctionnent en moyenne plus de 34 min/j tandis que 20 % fonctionnent plus de 50 min/j et 20 % moins de 15 min/j. Environ 45 % des fours, d'après les mesures comme d'après le modèle, consomment en moyenne plus de 225 kWh par an, 15 % plus de 400 kWh/an et 25 % moins de 100 kWh/an. On note que les 1 % de fours les plus consommateurs produits par le modèle consomment nettement plus que les fours les plus consommateurs instrumentés. Un nombre de cycles hebdomadaires maximal pourrait être fixé. Il est aussi possible que de telles consommations existent de manière exceptionnelle mais n'aient pas été rencontrées sur l'échantillon des campagnes

de mesures. On note également que 5 % des fours modélisés n'ont pas fonctionné du tout, alors que tous les fours instrumentés présentent une consommation non nulle sur l'année (la consommation annuelle minimale mesurée est de 26 kWh). Ceci étant, la correspondance dans l'ensemble est bonne, ce qui nous conduit à conclure que l'hypothèse du lien entre l'activité « cuisine-vaisselle » et l'utilisation des fours est fondée, mais surtout que le modèle d'activités prévoit des fréquences réalistes de l'activité « cuisine-vaisselle ».

Remarque : Les valeurs moyennes représentées en pointillés noirs sur toutes les figures de cette partie (5.1.6) sont identiques pour le modèle et pour les mesures (les puissances moyennes et les durées de fonctionnement moyennes du modèle étant égales à celles des mesures).

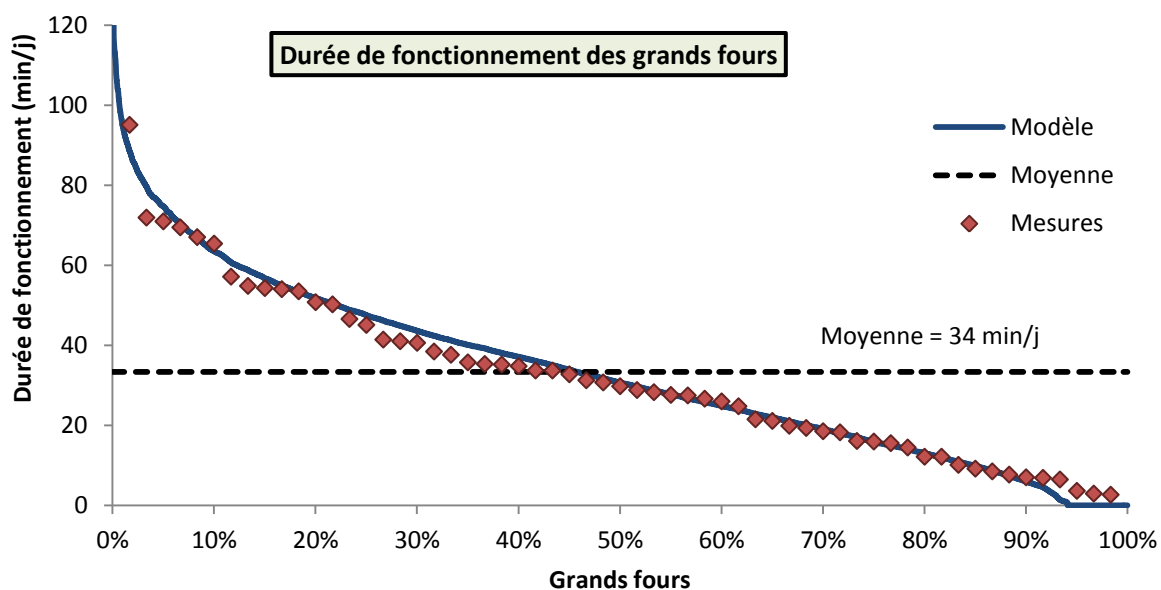


Figure 168 : Distribution des durées de fonctionnement journalières par grand four de cuisine, mesurées pour 60 appareils sur une année (points rouges) et simulées pour 1 000 appareils sur une année (courbe bleue)

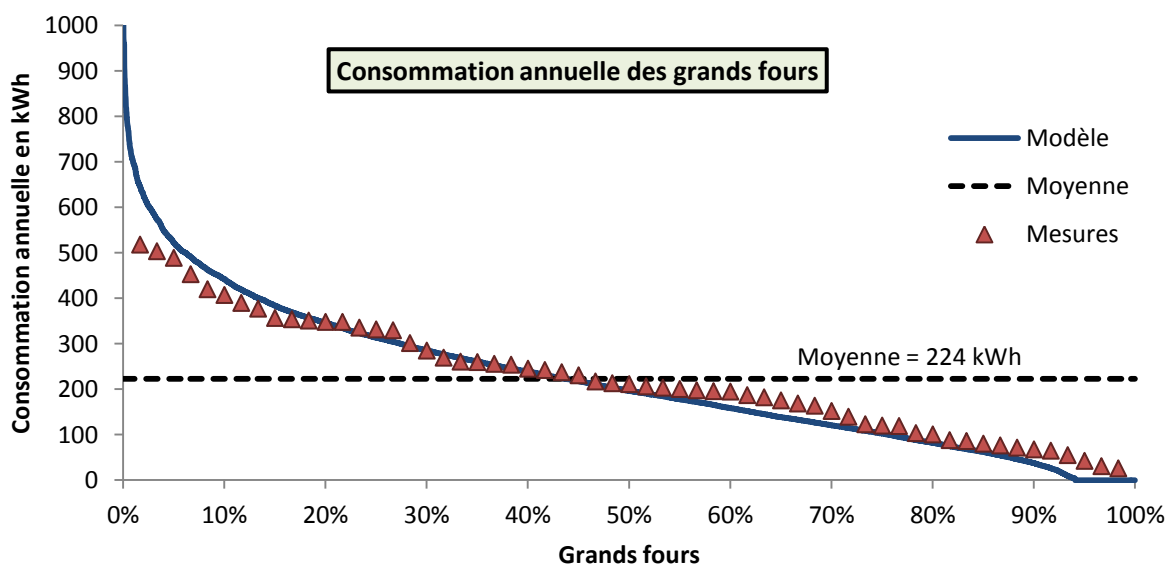


Figure 169 : Distribution des consommations annuelles par grand four de cuisine, mesurées pour 60 appareils (points rouges) et simulées pour 1 000 appareils (courbe bleue)

5.1.6.2 Les téléviseurs

Le rapport des campagnes de mesure ne fournit pas la distribution des durées de fonctionnement des téléviseurs secondaires. Celle des téléviseurs principaux n'est pas très bien reproduite par le modèle (Figure 170). Les durées sont homogénéisées car la « présence active » (à laquelle sont associés les téléviseurs) est moins diversifiée entre ménages que des activités plus spécifiques comme la « cuisine-vaisselle ». Le modèle pourrait sans doute être amélioré sur ce point, en forçant l'allumage des téléviseurs lorsqu'un occupant entreprend l'activité « regarder la télévision », qui, pour l'instant, n'est pas valorisée par le modèle. Cette activité est trop rare dans les scénarios pour porter l'ensemble du fonctionnement des télévisions (qui restent allumées pendant que les habitants se livrent à des activités diverses), mais déclencher les télévisions lorsqu'elles se produisent permettrait d'accentuer la diversité entre ménages. Ceci étant, le calibrage des probabilités de déclenchement s'en trouverait complexifié. On note que dans 20 % des logement instrumentés, la télévision a fonctionné plus de 10 h par jour et jusqu'à 19 h.

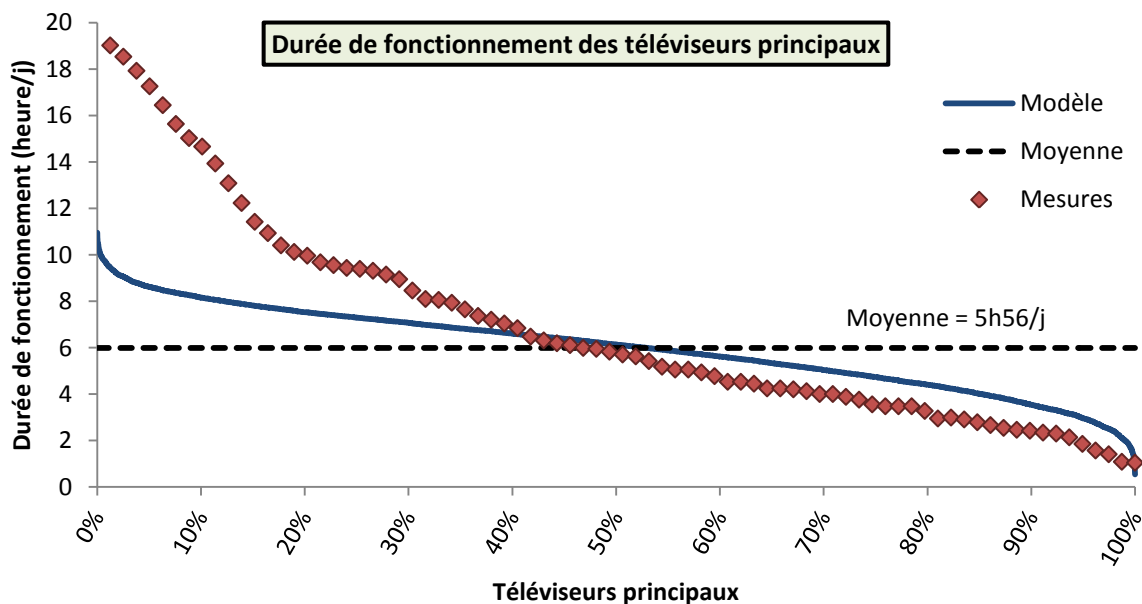


Figure 170 : Distribution des durées de fonctionnement journalières par téléviseurs principal, mesurées pour 99 appareils sur une année (points rouges) et simulées pour 1 000 appareils sur une année (courbe bleue)

La distribution des consommations annuelles est fournie pour l'ensemble des téléviseurs. Le nombre de téléviseurs secondaires rencontrés lors de la campagne est plus élevé qu'en moyenne sur la France (0,79 en moyenne par ménage contre 0,55, cf. § 5.1.3). Par conséquent nous avons représenté la distribution des consommations moyennes prévues par le modèle pour l'ensemble des téléviseurs avec les proportions de la campagne de mesure (pour permettre la comparaison) et avec les proportions du modèle (à titre indicatif). En raison de la diversité des puissances en fonctionnement et de la gestion des allumages des postes secondaires (qui nécessite plusieurs personnes présentes et actives), les consommations annuelles prévues par le modèle apparaissent plus dispersées (Figure 171) que les durées de fonctionnement des postes principaux (Figure 170). La comparaison entre modèle et mesure indique que les 20 % d'appareils qui ont fonctionné plus de 10 h par jour en moyenne durant la campagne de mesure ne sont pas parmi les plus puissants. Le modèle n'aurait pas été en mesure de reproduire leurs consommations annuelles, puisque la durée maximale de fonctionnement dans le modèle est de 11 h environ. Or les consommations maximales simulées et mesurées sont proches (entre 1 000 et 1 200 kWh). La consommation annuelle moyenne

(identique pour le modèle et les mesures) est respectivement de 307 kWh et 47 kWh pour les postes principaux et secondaires. La proportion de postes principaux étant supérieure dans le modèle, la consommation annuelle moyenne d'un téléviseur simulé est de 215 kWh alors qu'elle est de 192 kWh dans la campagne (mais la consommation moyenne par téléviseur du modèle serait égale à 192 kWh s'il considérait les mêmes proportions de postes principaux et secondaires de la campagne de mesures).

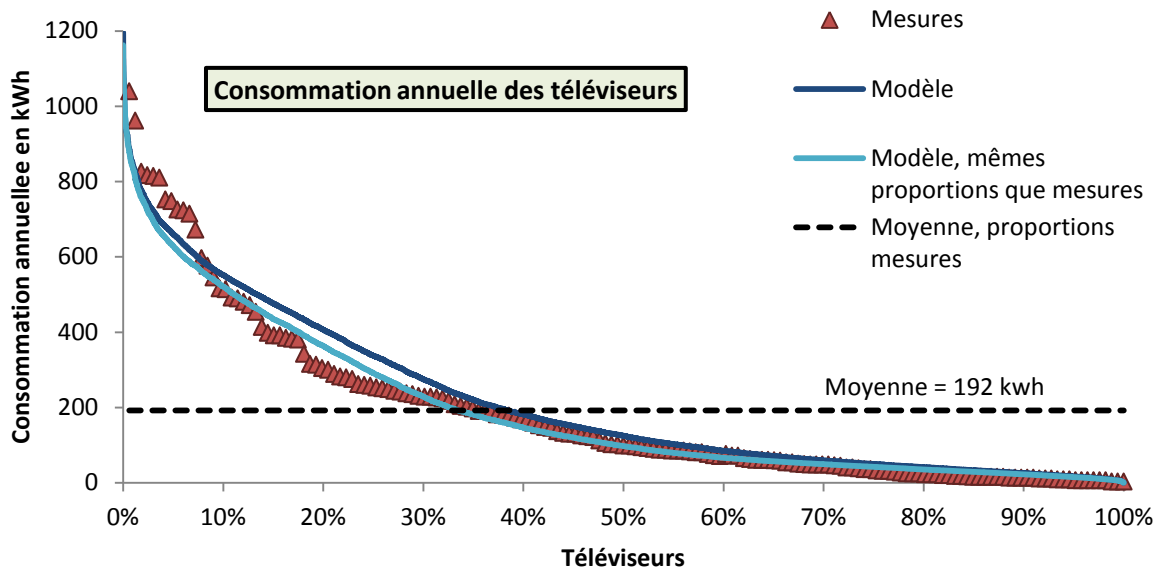


Figure 171 : Distributions des consommations annuelles par appareil pour l'ensemble des téléviseurs, mesurée pour 178 appareils (points rouges) et simulée pour 1 000 appareils avec les proportions de téléviseurs principaux et secondaires du modèle (courbe bleu foncé) et des mesures (courbe bleu clair)

5.1.6.3 Les lave-vaisselles

Pour les appareils de lavage, la comparaison est présentée en termes de nombre de cycles plutôt qu'en heures de fonctionnement (Figure 172). Les nombres de cycles de lave-vaisselles produits par le modèle sont plus homogènes que les nombres de cycles mesurés, mais le phénomène est moins marqué que sur les durées de fonctionnement des téléviseurs principaux. Les appareils ayant connu plus de 6 cycles par semaine en moyenne représentent moins de 10 % des lave-vaisselles simulés mais environ 20 % des lave-vaisselles instrumentés, avec un maximum mesuré de 16 cycles par semaine alors que le modèle n'en prévoit jamais plus de 8. Cette valeur est cependant très isolée donc difficile à reproduire.

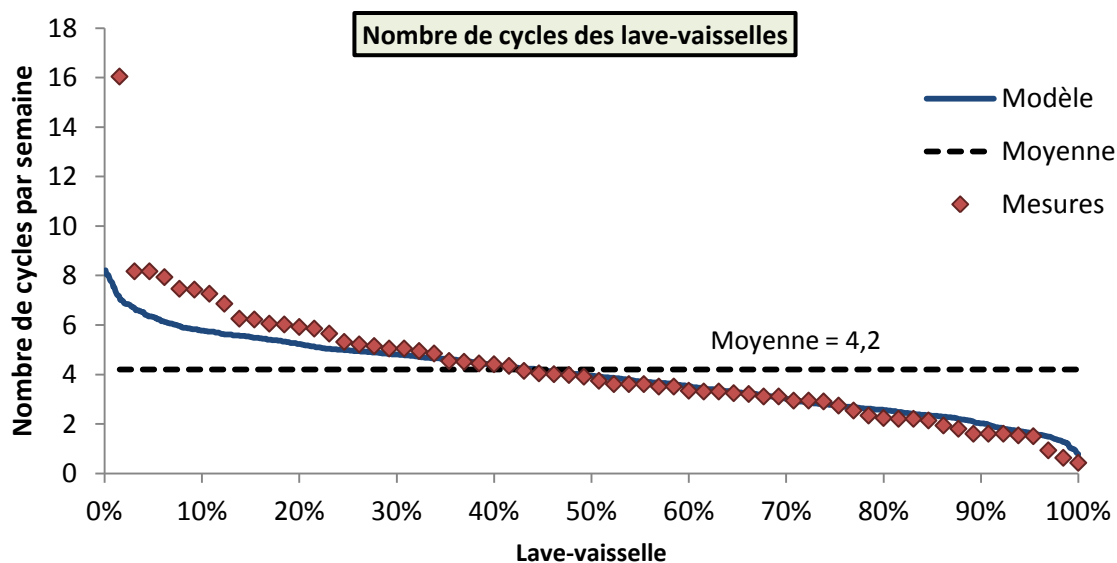


Figure 172 : Distributions des durées de fonctionnement journalières par lave-vaisselle, mesurée pour 65 appareils sur une année (points rouges) et simulée pour 1 000 appareils sur une année (courbe bleue)

L'écart entre les distributions des consommations annuelles des appareils simulés et instrumentés est plus prononcé que l'écart sur les distributions des nombres de cycles (Figure 173). Les appareils de la campagne de mesure qui fonctionnent souvent appartiennent visiblement à la catégorie des appareils puissants et ils tirent la consommation moyenne à la hausse. Inversement, les appareils les moins puissants sont aussi les moins utilisés. Le fait de ne pas tenir compte de cette corrélation dans le modèle tend à moyenniser les consommations.

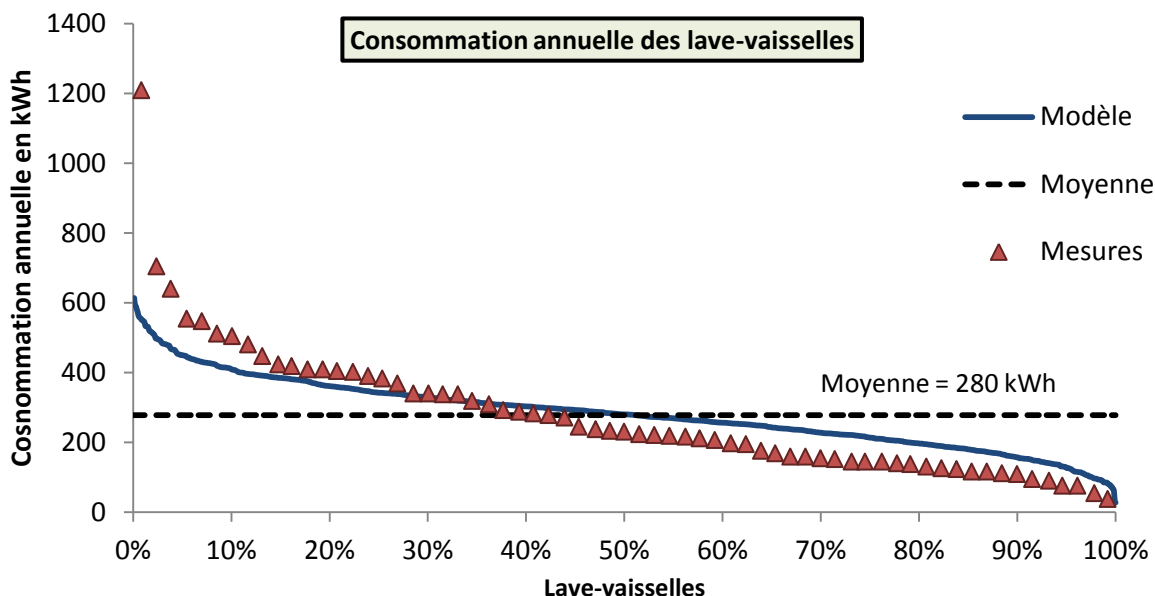


Figure 173 : Distribution des consommations annuelles par lave-vaisselle, mesurées pour 65 appareils (points rouges) et simulées pour 1 000 appareils pour les appareils (courbe bleue)

5.1.6.4 Les lave-linges et sèche-linges

Les nombres de cycles des lave-linges ayant été spécifiquement calibrés (cf. § 5.1.5.3.2), seule la distribution des consommations annuelles est analysée ici (Figure 174). Le modèle génère des consommations annuelles légèrement plus variées que les mesures, sans doute en raison de

l'attribution préalable d'un nombre de cycles. L'ordonnée est limitée à 1 000 kWh pour des raisons de lisibilité, mais 4 lave-linges (sur 1 000 simulés) ont une consommation annuelle comprise entre 1 000 et 2 250 kWh. Ils correspondent à des ménages nombreux associés à un nombre de cycles par individu élevé (cf. § 5.1.5.3.2).

Pour les sèche-linges, les distributions des consommations annuelles mesurées et simulées sont très similaires (Figure 175). Comme pour les lave-linges, le modèle prévoit environ 3 % de consommations supérieures à la consommation maximale mesurée (1 380 kWh), la consommation maximale prévue étant de 3 300 kWh. La probabilité qu'un sèche-linge soit utilisé après un lavage est de 0,56 donc, lorsque les lave-linges fonctionnent rarement, il arrive que les sèche-linges ne soient pas utilisés. Par conséquent, 7 % des sèche-linges ont une consommation annuelle nulle, mais ce phénomène n'est pas en désaccord avec les mesures.

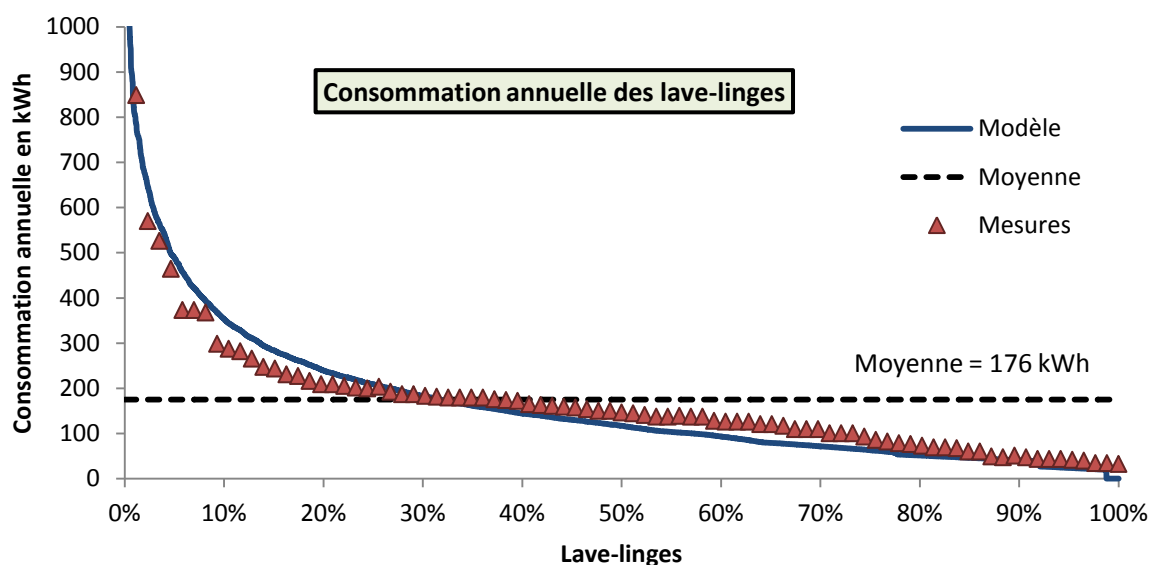


Figure 174 : Distribution des consommations annuelles par lave-linge, mesurées pour 87 appareils sur une année (points rouges) et simulées pour 1 000 appareils sur une année (courbe bleue)

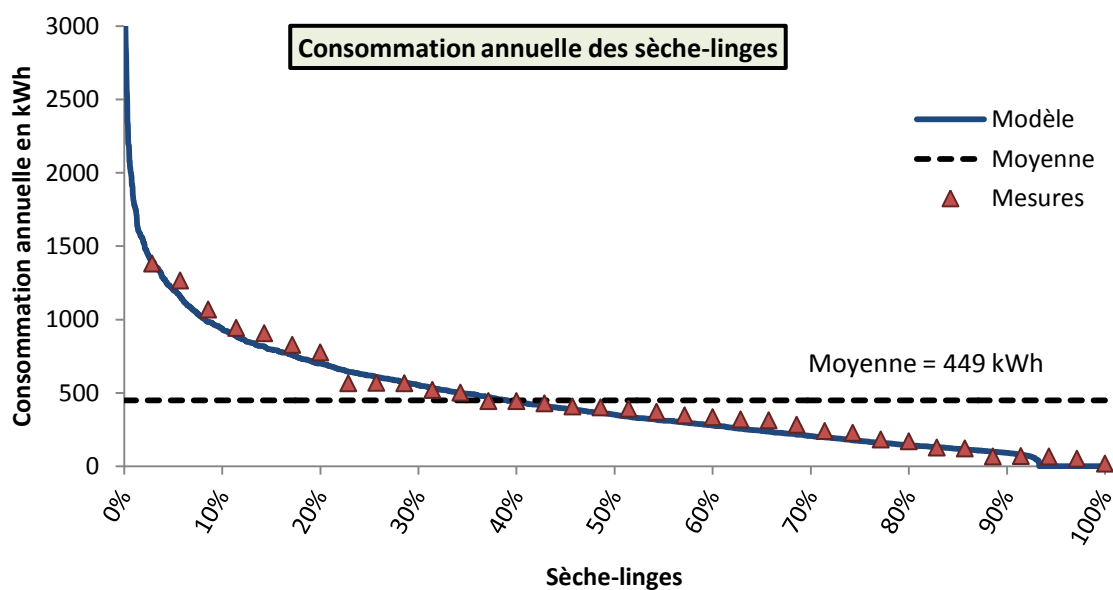


Figure 175 : Distribution des consommations annuelles par sèche-linge, mesurées pour 35 appareils sur une année (points rouges) et simulées pour 1 000 appareils sur une année (courbe bleue)

Les distributions des durées de fonctionnement et des consommations annuelles sont fournies en annexe F pour l'ensemble des appareils restants.

Avant d'analyser les courbes de charge obtenues par agrégation des puissances par appareil, les installations d'éclairage dans les logements et leur utilisation par les habitants doivent être modélisées.

5.2 Modélisation des installations d'éclairage artificiel et de leur utilisation dans les logements

La part de l'éclairage artificiel dans les consommations énergétiques globales est plus faible dans les habitations que dans les bâtiments tertiaires, et le confort visuel y est une préoccupation moins essentielle. Ceci explique qu'aucune étude, à notre connaissance, n'a été menée afin de déterminer des corrélations entre des variables physiques et la gestion de l'éclairage artificiel dans les logements. Une autre approche de modélisation a dû être envisagée parce que nous ne disposons pas de données permettant de construire un tel modèle et parce qu'il y a lieu de penser qu'il n'existe pas de déterminants des comportements vis-à-vis de l'éclairage dans les logements aussi clairs et distincts que dans les bureaux. Un éclairage suffisant sur le plan de travail est indispensable à la lecture et à l'écriture sur papier ou ordinateur, qui constitue l'essentiel du temps de travail de bureau. En revanche, les activités effectuées dans les logements nécessitent des niveaux d'éclairage plus irréguliers. De plus, la gestion des occultations s'y fait en lien avec des problématiques de confort thermique et d'intimité, qui sont secondaires dans les bureaux. Ainsi, il n'existe pas de modèle pouvant être qualifié d'adaptatif (en référence aux modèles du chapitre 4) pour la gestion de l'éclairage dans les habitations, et nous pensons que développer un tel modèle est délicat. Au minimum, le modèle devrait comprendre plusieurs variantes correspondant à des calibrages sur des données circonstanciées (en particulier suivant le climat et la densité d'habitation).

Le poste éclairage représente de l'ordre de 500 kWh/an pour un logement moyen (Enertech, 2004a). Il ne s'agit pas d'une consommation prépondérante à l'échelle d'une habitation, mais l'éclairage a la particularité d'être très variable suivant l'heure et la saison. Sa modélisation revêt donc un intérêt particulier du point de vue de l'analyse des pics de puissance, que le réseau électrique a de plus en plus de mal à assumer.

5.2.1 Etat de l'art

Stokes et al (2004) ont présenté un modèle « *top down* » qui produit des profils de consommation d'éclairage aléatoires à partir de consommations annuelles, relevées sur 100 logements au Royaume-Uni, avec une résolution d'une demi heure. Les profils aléatoires sont créés à partir du profil moyen et des écarts-types mesurés. L'utilisateur saisit des données qui permettent de définir des puissances maximales et minimales (fonction de la surface, du nombre d'occupants et de leur revenu) ainsi que deux fonctions sinusoïdales pour tenir compte des variations journalières et saisonnières par rapport au profil moyen. Cette méthode ne semble pas la plus adaptée pour répondre à nos objectifs.

Notamment parce que nous disposons de l'état de présence des occupants, une approche « *bottom up* » est à la fois plus intuitive et plus précise. Les modélisations existantes suivant cette approche reposent sur l'hypothèse selon laquelle l'éclairage dans les logements est conditionné uniquement par la présence et le niveau d'éclairage extérieur.

Richardson et al. (2009) ont présenté un modèle dans lequel l'éclairage domestique dépend du nombre d'occupants actifs et de l'éclairage extérieur. Un jeu de luminaires est attribué aléatoirement à chaque logement. Les probabilités d'allumage, tirées de Paatero et Lund (2005), dépendent du nombre d'occupants présents actifs, d'un facteur de pondération appliqué aux luminaires (pour représenter le fait que certains fonctionnent plus fréquemment que d'autres), d'un

seuil d'allumage en fonction du rayonnement extérieur variable d'un logement à l'autre (pour représenter la diversité des comportements) et d'un scalaire de calibrage utilisé pour assurer la correspondance des consommations moyennes prédites avec des mesures. La durée d'allumage est fixée aléatoirement suivant une loi de probabilité identique pour l'ensemble des luminaires, issue de Stokes et al. (2004). Le modèle vise à reproduire des courbes de charge à l'échelle d'un parc de bâtiments et il est indépendant des types de logements et de leurs dimensions. Il est par conséquent inadapté à la STD, surtout si les bâtiments sont modélisés de façon multizone.

Dans le modèle de Widén et al. (2009), l'éclairage dépend également de l'état d'occupation et de l'éclairement extérieur. L'occupation est définie par trois états — absence, présence active et présence inactive (sommeil) — sans précision sur le nombre d'occupants. La puissance électrique requise pour l'éclairage est considérée comme constante, et égale à P_{absence} et P_{inactive} respectivement pour les états « absence » et « présence inactive ». Pour l'état « présence active », la puissance correspondant à l'éclairement intérieur idéal (souhaité par l'occupant) évolue en fonction du niveau d'éclairement extérieur suivant la relation :

$$P_{\text{active, idéale}}(t) = \begin{cases} P_{\min} \frac{L(t)}{L_{\text{lim}}} + P_{\max} \left(1 - \frac{L(t)}{L_{\text{lim}}}\right), & L(t) \leq L_{\text{lim}} \\ P_{\min}, & L(t) > L_{\text{lim}} \end{cases} \quad (5.7)$$

avec $L(t)$ l'éclairement extérieur à l'instant t , P_{\min} et P_{\max} les puissances minimale et maximale en état de présence active et L_{lim} l'éclairement extérieur au-delà duquel le minimum d'éclairage intérieur est attendu. La puissance réellement appelée évolue en fonction de la puissance idéale, par paliers et de manière partiellement aléatoire, afin que les occupants n'ajustent pas constamment le niveau d'éclairement, mais éteignent ou allument des luminaires de temps en temps. Ceci est modélisé par un incrément de puissance ΔP qui peut être ajouté ou soustrait à chaque pas de temps, suivant une probabilité de 0,1 si l'écart entre la puissance idéale et la puissance réellement appelée est supérieur à ΔP . La construction de ce modèle est intuitive et les paramètres ont été ajustés *a posteriori*, de manière à ce que les résultats agrégés d'un grand nombre de simulations coïncident en moyenne avec des mesures.

Aucun modèle de l'état de l'art n'est adapté à une modélisation multizone des logements. Les modélisations des allumages par les occupants de Richardson et al. (2009) ou Widén et al. (2009) pourraient être reprises mais elles sont fondées sur des hypothèses et leur réalisme n'est pas réellement évalué. Un nouveau modèle a donc été développé. Il repose sur une campagne de mesure conséquente, dans laquelle l'ensemble des foyers lumineux ainsi que le compteur général d'électricité de 100 logements ont été instrumentés entre le 19 août 2002 et le 19 septembre 2003 (Enertech, 2004a).

5.2.2 Développement du modèle

5.2.2.1 La campagne de mesure

5.2.2.1.1 Le lampemètre

L'appareil de mesure des durées d'éclairage, nommé lampemètre, a été conçu par Enertech. Etant donné son rôle central dans l'acquisition des données, nous en reprenons le descriptif. « Le

Lampemètre est un enregistreur électronique de dimension très réduite ($5 \times 2,5 \times 0,75$ cm). Il peut ainsi être placé à proximité immédiate des appareils à évaluer, sans nécessiter de branchement au réseau électrique. Un capteur optique assure directement la détection des durées d'allumage des luminaires [...], il suffit de fixer le lampemètre à proximité de la lampe à analyser et de diriger le capteur vers la source lumineuse. Entièrement autonome, il peut être laissé en place plus d'une année. [...] Seules les dates et heures où les foyers lumineux sont allumés ou éteints sont enregistrées. Il est donc nécessaire, lors de la pose, de mesurer la puissance des foyers (supposée constante, pour une tension de 230 V, sur toute la durée de la mesure). »

5.2.2.1.2 L'échantillon de logements

Afin de tenir compte des effets de latitude et de longitude sur les durées d'ensoleillement, quatre sites ont été choisis : Strasbourg, Angers, Nice et Toulouse/Tarbes. L'échantillon comprend 25 foyers par région. Il est constitué de manière à être aussi représentatif que possible des logements français, les critères principaux retenus étant la taille du ménage et la catégorie socioprofessionnelle. La surface moyenne des logements de l'échantillon est supérieure à la moyenne nationale (103 m² contre 90 m²).

5.2.2.2 Installations d'éclairage des logements

Nous avons choisi de définir les nombres de luminaires par type de pièce plutôt que par m² pour l'ensemble du logement. La densité de luminaires par m² est homogène dans un bâtiment de bureaux, mais elle est très variable d'une pièce à l'autre dans les bâtiments résidentiels : en plus des plafonniers, les séjours sont souvent équipés de lampes à vocation décorative, les cuisines de systèmes d'éclairage des plans de travail, les chambres de lampes de chevets, etc.

Le couplage du module « Occupation » avec le logiciel de STD exige de définir au minimum une zone thermique par logement (cf. chapitre 3, § 3.6.2). L'utilisateur est libre de définir autant de zones que de pièces, comme dans le cas d'étude sur la maison I-BB, mais s'il ne le fait pas (notamment sur des bâtiments résidentiels collectifs), il lui est simplement demandé de renseigner les types de pièces contenus dans chaque zone (p.ex. « séjour », « cuisine », « salle de bain », « chambre principale », « chambre secondaire » ou, directement, « T3 »). A partir de ces informations, le modèle d'éclairage proposé utilise des pièces virtuelles, qui vont chacune recevoir une installation d'éclairage et qui seront sujettes aux allées et venues des habitants, en fonction de leurs activités, d'après les associations définies au chapitre 3 (§ 3.7.2).

L'installation d'éclairage d'une pièce est modélisée par un nombre de commandes, associées chacune à un nombre d'ampoules d'une technologie et d'une puissance donnée. Elle est déterminée à l'issue d'un processus stochastique construit à partir des inventaires de la campagne de mesure.

Le nombre de commandes est attribué pour chaque pièce par tirage au sort sur un intervalle fonction de son type. Le nombre tiré au sort est un réel, un second tirage sur sa partie décimale permet de fixer le nombre de commandes (entier). Si le nombre tiré au sort est 3,2 par exemple, il y a 80 % de chances d'obtenir 3 commandes et 20 % de chances d'en obtenir 4. Suivant une méthode similaire, un nombre de sources est ensuite assigné à chaque commande (Tableau 84).

Tableau 84 : Paramètres du modèle pour la création des installations d'éclairage

Pièces	Nombre de commandes par pièce	Nombre de sources par commandes
Salon Séjour	[1 ; 5]	[1 ; 3,2]
Entrée-Couloir	[1 ; 3,8]	[1 ; 2]
Cuisine	[1 ; 3]	[1 ; 2]
Chambre	[1 ; 3,2]	[1 ; 1,6]
Bureau	[1 ; 1,8]	[1 ; 1,4]
SdB - WC	[1 ; 4,2]	[1 ; 2,6]
Extérieur-Garage	[1 ; 3,8]	[1 ; 2,4]

Les répartitions par type de sources et de pièces sont calculées à partir des inventaires de la campagne de mesures. Les halogènes sont supposés n'équiper que des commandes secondaires, d'où une répartition différente entre sources raccordées aux commandes principales (Figure 176) et secondaires (Figure 177).

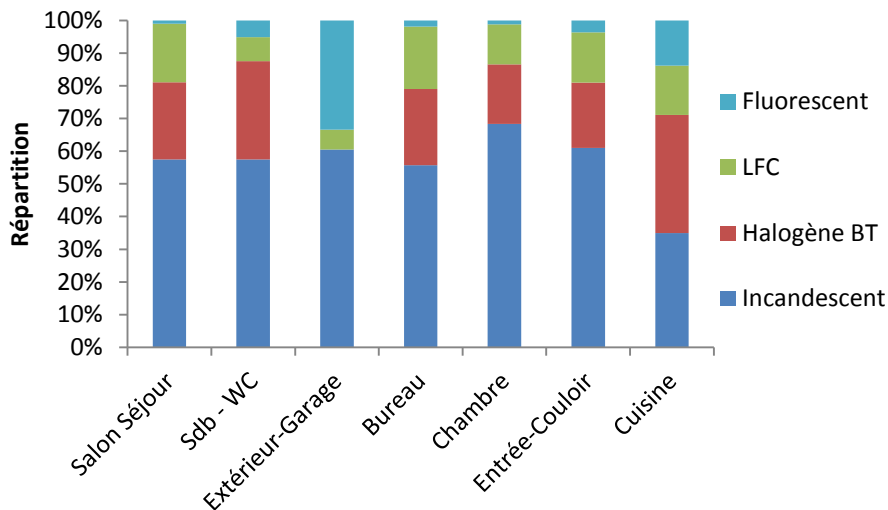


Figure 176 : Répartition des sources raccordées aux commandes principales par type et par pièce

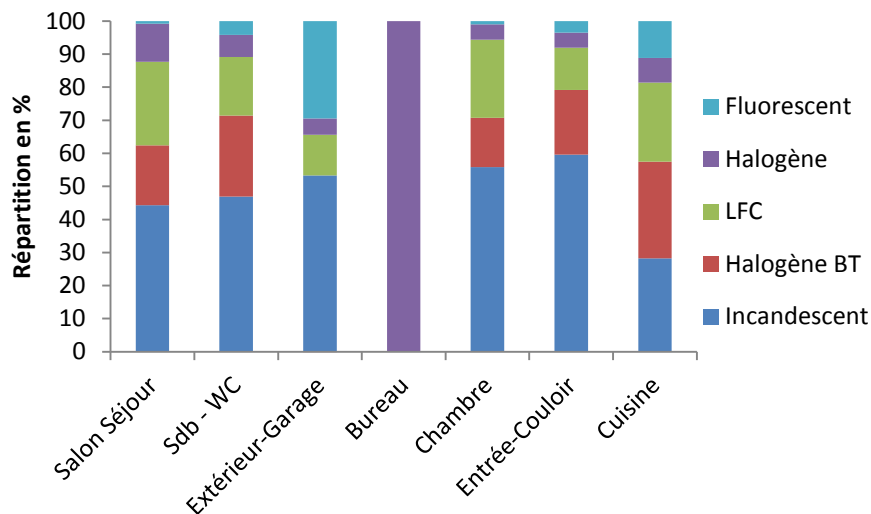


Figure 177 : Répartition des sources raccordées aux commandes secondaires par type et par pièce

Remarques :

- Une commande peut être liée à des sources de technologies différentes.
- Le modèle utilise telles quelles les répartitions observées en 2004. Dans le cas des bâtiments de bureaux, des hypothèses avaient été prises quant à l'évolution des technologies depuis la campagne de mesure (chapitre 4, § 4.5.3.2). Elles reposaient sur des enquêtes complémentaires qui précisaient les pratiques de renouvellement des luminaires par les services de maintenance. Les informations équivalentes ne sont pas fournies dans le cas des logements et nous pensons que les luminaires sont remplacés moins fréquemment que dans les bureaux. Ceci étant, le modèle pourra facilement être mis à jour (par simple modification des répartitions) dès que des données plus récentes seront disponibles. Il est vraisemblable qu'un nombre significatif d'ampoules incandescentes et halogènes ont été remplacées par des LFC.

L'application de la méthode à 1 000 logements représentatifs du parc français¹⁹⁰ donne la répartition d'ensemble de la Figure 178. La part des ampoules incandescentes est plus faible que dans la campagne de mesure (69 %) parce que les logements générés à partir des statistiques de l'Insee comptent moins de chambres en moyenne que les habitations instrumentées.

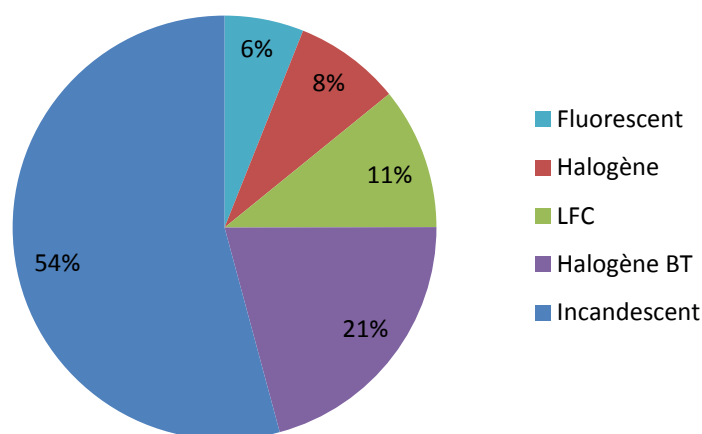


Figure 178 : Répartition moyenne des types de sources dans les logements (modèle)

Sur 1 000 logements, le nombre de sources lumineuses attribuées a été de 23,6 en moyenne avec un écart-type de 7,5. Les valeurs minimales et maximales ont été respectivement 4 (pour un studio) et 47. La moyenne de la campagne de mesure s'élève à 28,3, le nombre de pièce des logements instrumentés étant supérieur à la moyenne nationale.

Les distributions des puissances par type de source sont issues de la campagne de mesures (figures 179 à 183). Les sources les plus puissantes sont les halogènes, suivies des ampoules incandescentes, des halogènes BT, des tubes fluorescents et enfin, des LFC.

Sur 1 000 logements représentatifs du parc français, la répartition moyenne des puissances obtenue est présentée Figure 184 et la distribution des puissances Figure 185. Les lampes halogènes

¹⁹⁰ Construits suivants la méthode décrite au chapitre 4, § 4.6.2.3. Dans le cas présent, en plus du type de logement, de son nombre de pièce et de sa localisation, les types des pièces doivent être précisés. Ceci est fait sur la base d'hypothèses simples : les logements contiennent un séjour, une cuisine et une salle de bain puis des chambres. Au delà d'un séjour et de deux chambres une pièce supplémentaire a 50 % de chances d'être un bureau s'il n'y en a pas déjà un (il y a un seul bureau par logement).

représentent 30 % de la puissance installée avec seulement 8 % des sources. La distribution indique qu'elles sont à l'origine des puissances installées par logement les plus élevées.

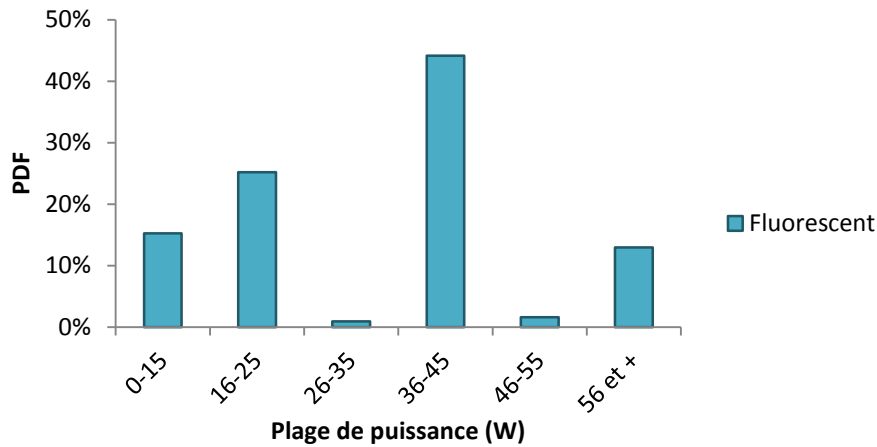


Figure 179 : Distribution des puissances des sources fluorescentes

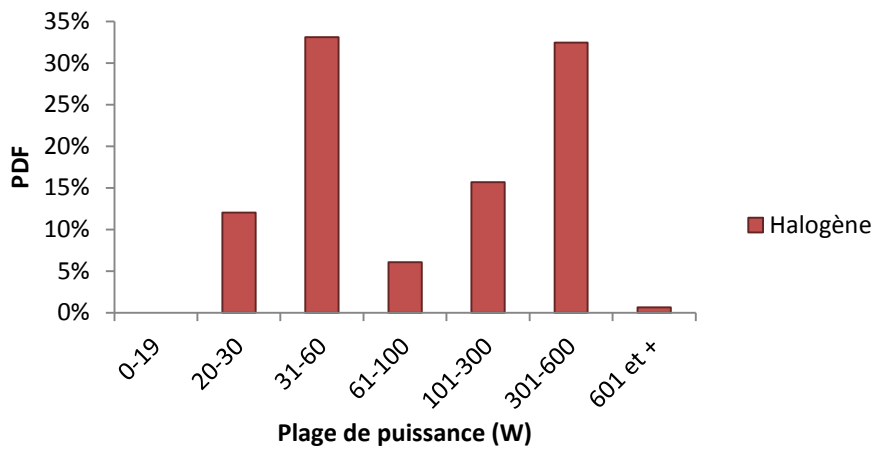


Figure 180 : Distribution des puissances des ampoules halogènes

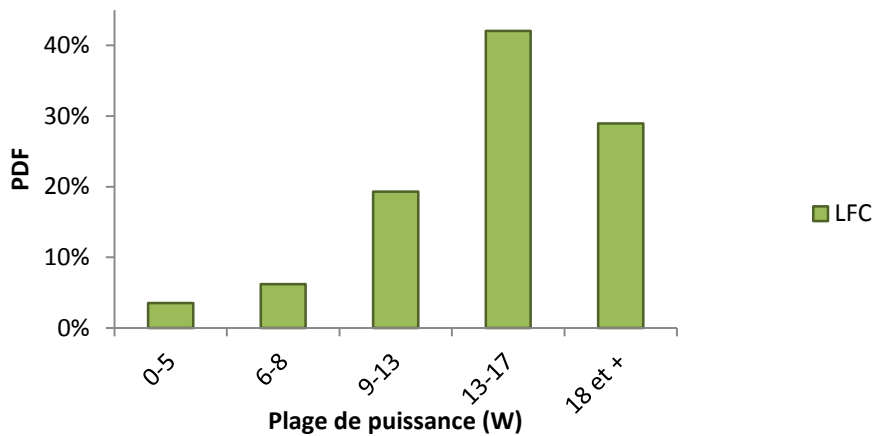


Figure 181 : Distribution des puissances des LFC

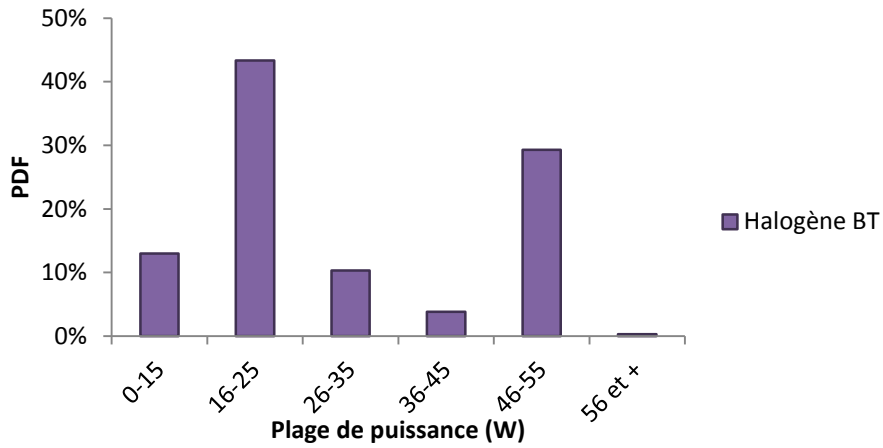


Figure 182 : Distribution des puissances halogènes BT

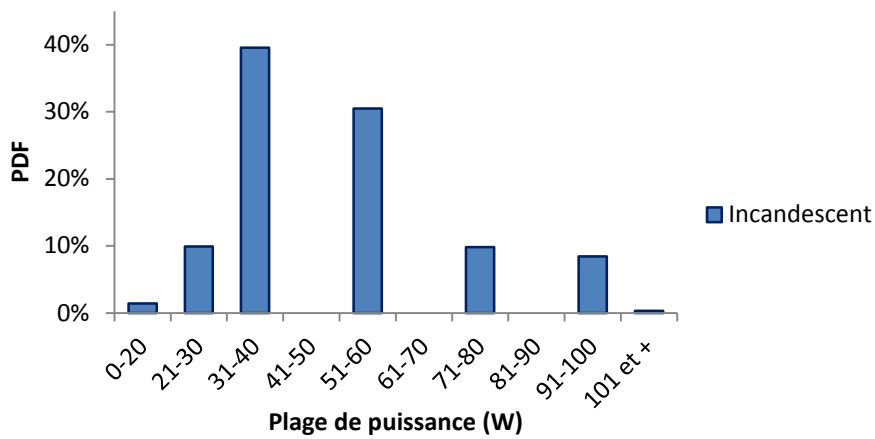


Figure 183 : Distribution des puissances des ampoules à incandescence

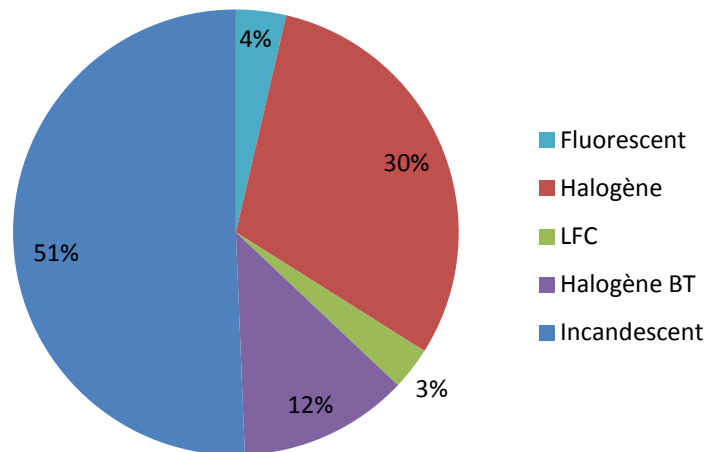


Figure 184 : Répartition moyenne des puissances installées obtenue pour 1 000 logements représentatifs du parc français

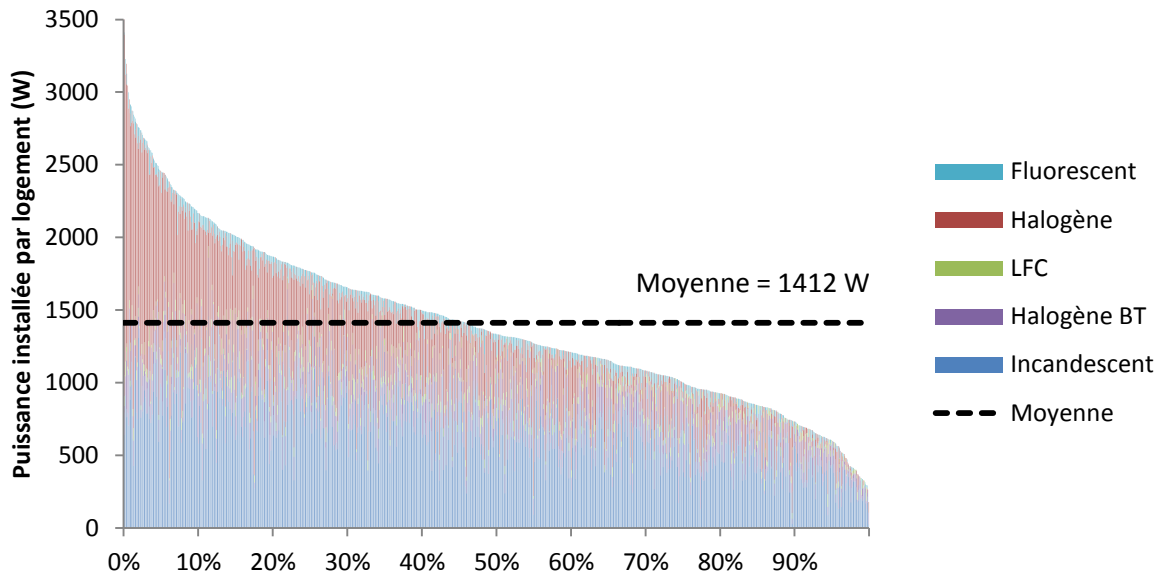


Figure 185 : Distribution des puissances installées par logement obtenues pour 1 000 logements représentatifs du parc français

5.2.2.3 Gestion de l'éclairage par les occupants

La gestion de l'éclairage par les occupants dans le modèle ne dépend pas directement de l'éclairage extérieur, comme dans les modèles de Widén et al. (2009) et Richardson et al. (2009), mais de l'heure de la journée et du mois. Ce choix a été dicté par plusieurs raisons :

- L'heure de la journée et le mois de l'année définissent à peu près l'éclairage extérieur disponible pour une zone géographique donnée.
- Le calibrage des probabilités d'utilisation de l'éclairage, effectué par rapport aux courbes de charge moyennes mesurées par type de pièce (voir ci-dessous), est facilité. Réalisé pour chaque type de pièce, il dépend de l'heure de la journée et des heures de lever et de coucher du soleil, fixées pour chaque mois.
- Des luminaires peuvent être allumés en plein jour, ce qui correspond à des pièces peu vitrées ou dont les vitrages sont occultés, ou bien à des activités requérant un éclairage spécifique.

La Figure 186 illustre la corrélation entre la durée de la nuit, calculée pour la ville de Moulins située en plein centre de la France, et les consommations d'éclairage mesurées au cours de deux campagnes, celle que nous utilisons ici et une autre, « Ecodrôme », réalisée en 1998 sur 20 logements. En dehors, d'une baisse des consommations en juillet-août due aux vacances, consommations d'éclairage et durée de la nuit sont logiquement fortement corrélées.

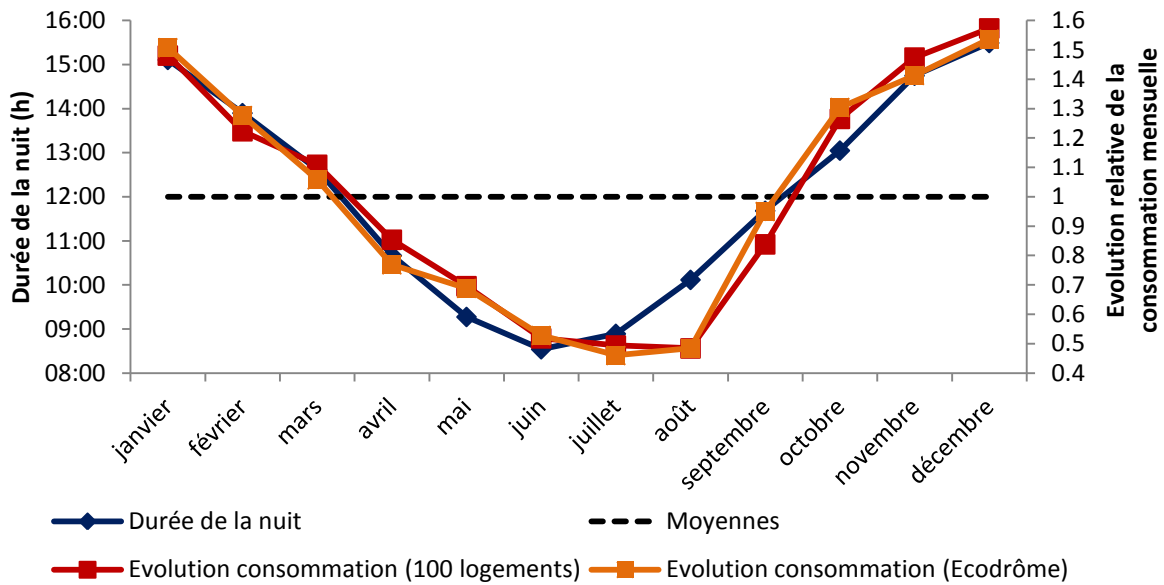


Figure 186 : Saisonnalité des consommations d'éclairage

Pour le calibrage du modèle, les heures de lever et de coucher du soleil ont été calculées pour la ville de Moulins, qui est proche du « centre de gravité » des quatre villes sièges de la campagne de mesure. Nous avons ensuite considéré, par hypothèse, des plages d'une demi-heure après le lever du jour et d'une heure et demi avant le coucher du soleil, au cours desquelles les habitants utilisent l'éclairage artificiel comme s'il faisait nuit (Tableau 85). L'introduction d'une dissymétrie résulte de l'analyse des courbes de charges. Il semble en effet que l'éclairage soit moins utilisé le matin qu'en soirée à des heures où le rayonnement extérieur est pourtant similaire. Nous attribuons ce phénomène à une accoutumance, respectivement à l'obscurité de la nuit et à la lumière du jour. Lorsque le jour décline les habitants souhaitent conserver le niveau d'éclairage auquel ils se sont habitués, tandis que l'éclairage naturel apparaît suffisant le matin au réveil.

Tableau 85 : Heures (légales) limites du « plein jour » pour la ville de Moulins

Mois	Heure limite	
	Matin	Après-midi
janvier	08:52	16:00
février	08:21	16:41
mars	07:59	17:36
avril	07:31	19:05
mai	06:46	19:44
juin	06:27	20:09
juillet	06:42	20:02
août	07:17	19:24
septembre	07:55	18:28
octobre	08:09	17:20
novembre	08:19	15:48
décembre	08:51	15:35

Chaque type de pièce est associé à quatre probabilités d'allumage : pendant et en dehors de la période de « plein jour », pour les éclairages principaux et secondaires. A chaque pas de temps, si la

pièce est occupée par au moins un individu actif, les probabilités d'allumage de l'ensemble des commandes de la pièce sont comparées à des nombres aléatoires sur $[0 ; 1]$. Les observations concernant les bureaux (cf. § 4.5.1) sont transposées aux logements : si une ou plusieurs commandes sont actionnées, leurs sources lumineuses restent allumées jusqu'à ce que la pièce ne compte plus aucun occupant actif. Le schéma de l'algorithme est présenté à la Figure 187. Le cadre vert indique que les données d'entrée sont les scénarios d'activité des habitants. Le cadre violet correspond à une étape d'initialisation, au cours de laquelle les scénarios de présence dans chaque pièce sont construits, les luminaires attribués et leurs puissances calculées.

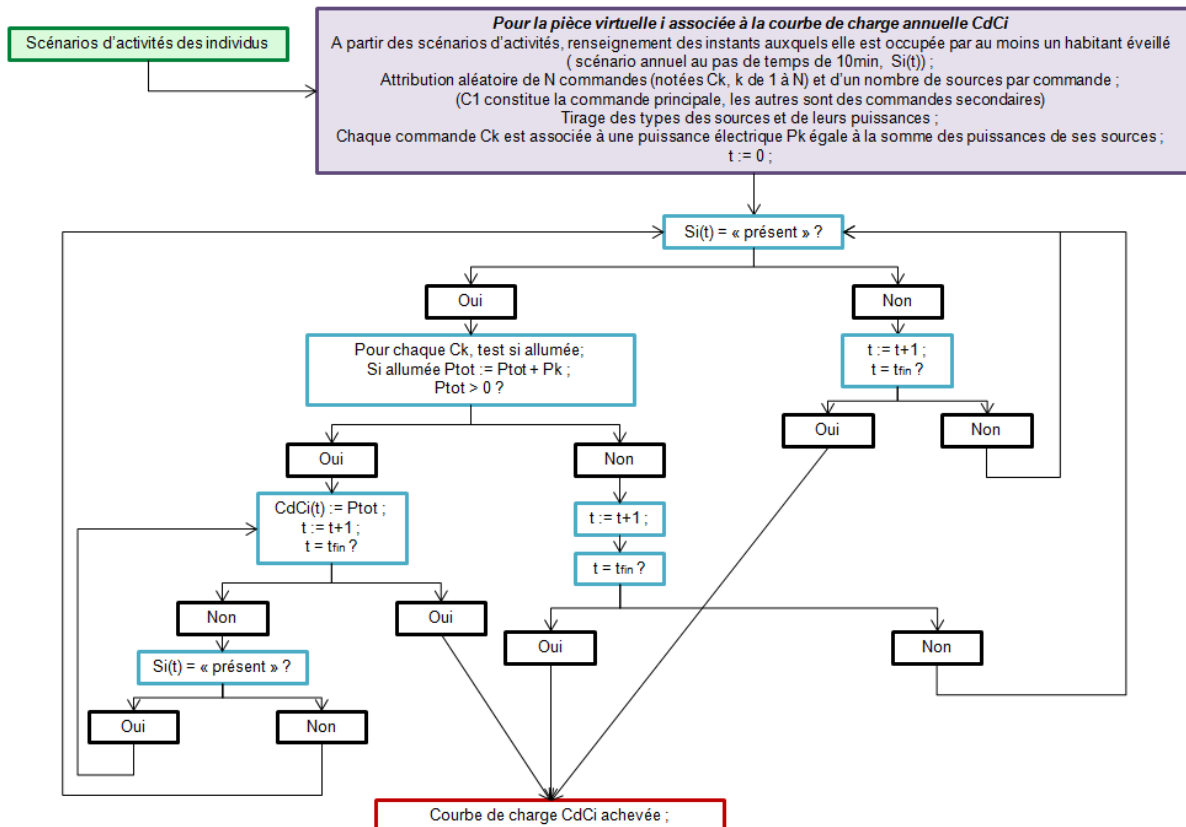


Figure 187 : Schéma algorithmique du modèle de gestion de l'éclairage artificiel dans les logements

Les probabilités d'allumage (Tableau 86) sont calibrées de manière à reproduire la consommation moyenne et, autant que possible, la courbe de charge moyenne, mesurées pour chaque type de pièce.

Tableau 86 : Probabilités d'allumage en fonction de l'heure et du type de pièce

Type de pièce	« Nuit »		« Plein jour »	
	Principal	Secondaire	Principal	Secondaire
Séjour	90 %	60 %	0,5 %	0,5 %
Cuisine	50 %	10 %	1 %	0,5 %
Chambre	30 %	30 %	5 %	1 %
Salle de bain	50 %	30 %	10 %	5 %
Circulation	10 %	5 %	1 %	1 %
Bureau	60 %	60 %	20 %	20 %

Les probabilités ne sont pas égales à 1 lorsqu'il fait nuit ou presque, il y a plusieurs raisons à cela, dont certaines sont des défauts du modèle :

- Les activités des occupants sont associées à des pièces en fonction de règles simples fixées *a priori* (cf. § 3.7.2). Par conséquent, une incertitude élevée pèse sur la localisation des occupants. Les liens devraient sans doute être plus divers, les lieux où s'effectuent les activités étant variables selon les ménages et suivant les logements. Par exemple, les habitants de maisons ou de grands appartements prennent peut-être majoritairement leurs repas dans la cuisine, alors que les habitants de petits appartements mangent plutôt dans la pièce principale.
- Les habitants d'un même ménage ne sont pas coordonnés. Ils devraient occuper la même pièce plus souvent qu'ils ne le font dans le modèle. Par conséquent, avec une probabilité d'allumage de 1, la courbe de charge serait surestimée car trop de pièces seraient allumées en même temps.
- Certaines activités dans les logements exigent peu ou pas de lumière, comme regarder la télévision ou bien une vidéo sur ordinateur, mais le modèle ne fait pas de différences entre les activités en termes d'exigence d'éclairage.

La faiblesse des probabilités pour la période de nuit doit tout de même être relativisée, puisqu'un test est effectué à chaque pas de temps. La probabilité que la lumière ne soit pas allumée décroît donc rapidement au cours d'une période d'occupation de la pièce. Si on prend la cuisine par exemple, la probabilité que la lumière n'ait pas été allumée est de 0,45, 0,20 et 0,09 respectivement après un, deux et trois pas de temps de présence (en période de nuit). De plus, la lumière reste allumée durant toute la période de présence qui suit l'allumage.

Les courbes de charge du modèle, présentées aux côtés des courbes de charge moyennes mesurées sur les figures 188 à 193, ont été obtenues en simulant 1 000 logements aléatoires sur une année.

La puissance moyenne appelée par les séjours et pièces principales est de 14 W. Le modèle prévoit une consommation supérieure la nuit, mais il nous est difficile de savoir si cela provient d'une surestimation du nombre de personnes éveillées ou si les personnes éveillées devraient utiliser moins d'éclairage que n'en prévoit le modèle (si elles regardent la télévision ou un écran d'ordinateur par exemple). En matinée, les consommations prévues présentent un pic, alors que la consommation mesurée reste à peu près constante. Il est vraisemblable que certaines activités affectées aux séjours-pièces principales s'effectuent en réalité dans d'autres pièces le matin. Mais l'écart entre le modèle et les mesures en début de matinée a aussi d'autres origines puisqu'on le retrouve à l'échelle du logement (Figure 194).

Les consommations prévues entre 18 h et 20 h sont inférieures aux mesures malgré l'hypothèse d'allumage fréquent dès 1h30 avant la tombée de la nuit. Augmenter la durée de cette plage nous semble exagéré et s'avère de toute façon insuffisant pour combler le manque de consommation du début de soirée. Les sources utilisées sont sans doute plus nombreuses en début qu'en fin de soirée mais le modèle ne fait pas de distinction. L'écart peut aussi provenir d'un taux de présence prévu par le modèle entre 18 h et 20 h, globalement plus faible que le taux de présence dans les logements instrumentés. Dans ce cas il pourrait s'agir d'un défaut du modèle mais aussi d'une représentativité insuffisante de l'échantillon (il n'y a pas de logements de la région parisienne notamment, et les

habitants y ont souvent des horaires de travail décalés en matinée et en soirée par rapport à la moyenne nationale).

Les consommations en fin de soirée sont supérieures aux mesures. Ce phénomène, partagé par l'ensemble des types de pièces, peut être dû à des heures de coucher prévues trop tardives ou à un « effet télévision », suivant lequel la puissance décroîtrait à partir de 21 h parce qu'une partie des habitants regarderait la télévision avec peu ou pas d'éclairage. Cela confirmerait le besoin de distinguer les heures à l'intérieur des périodes de « nuit », certaines étant sujettes à des éclairages importants et d'autres à des éclairages minimaux.

L'erreur absolue moyenne sur les puissances horaires entre les deux courbes est de 4,6 W. L'erreur sur la puissance moyenne (14,2 W) est de 1,4 W.

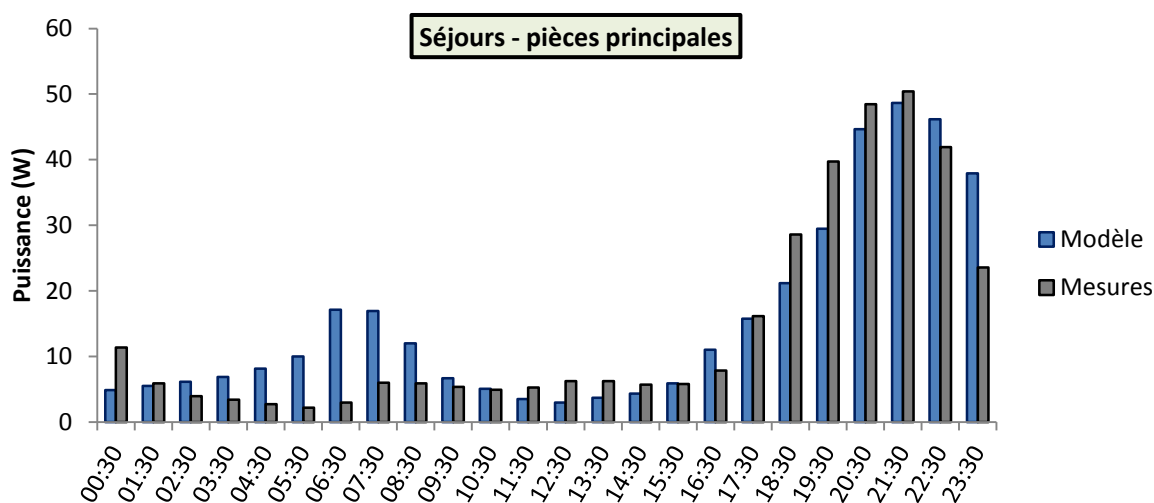


Figure 188 : Courbe de charge journalière moyenne de l'éclairage des séjours, simulée(bleu) et mesurée (gris)

Pour les cuisines, la puissance appelée est de 7 W en moyenne et l'erreur absolue moyenne du modèle par rapport aux mesures est de 2,8 W. Comme pour les séjours et pour les mêmes raisons, le modèle prévoit moins de consommations en soirée et légèrement plus en début de matinée.

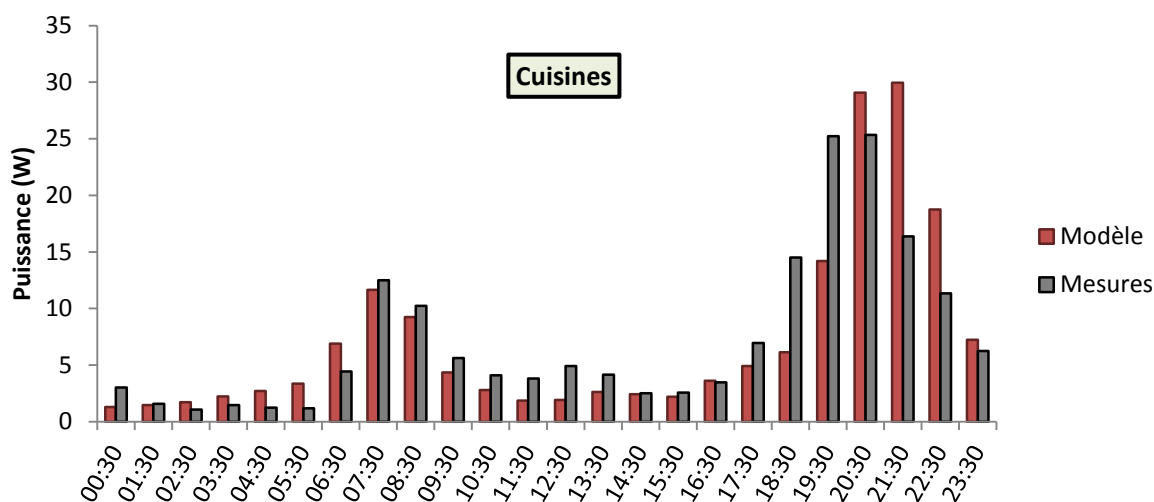


Figure 189 : Courbe de charge journalière moyenne de l'éclairage des cuisines, simulée(rouge) et mesurée (gris)

La puissance appelée par les salles de bain est de 5 W et l'erreur absolue moyenne du modèle par rapport aux mesures sur les puissances horaires est de 2,1 W. Le même phénomène que

précédemment est observé la nuit et en début de soirée. En revanche, la puissance prévue est inférieure aux mesures au cours de la matinée, ce qui compense partiellement l'effet inverse remarqué pour les séjours et tendrait à confirmer des erreurs de localisation des occupants le matin. Les salles de bain sont associées à l'activité « habillage, douche, toilette » qui se poursuit souvent tard dans la soirée (cf. chapitre 3, Figure 67), d'où les puissances élevées entre 22 h et minuit. Il est probable que cette activité soit partagée entre plusieurs pièces lors d'une même occurrence (p.ex. une moitié de la durée dans la salle de bain et l'autre dans la chambre).

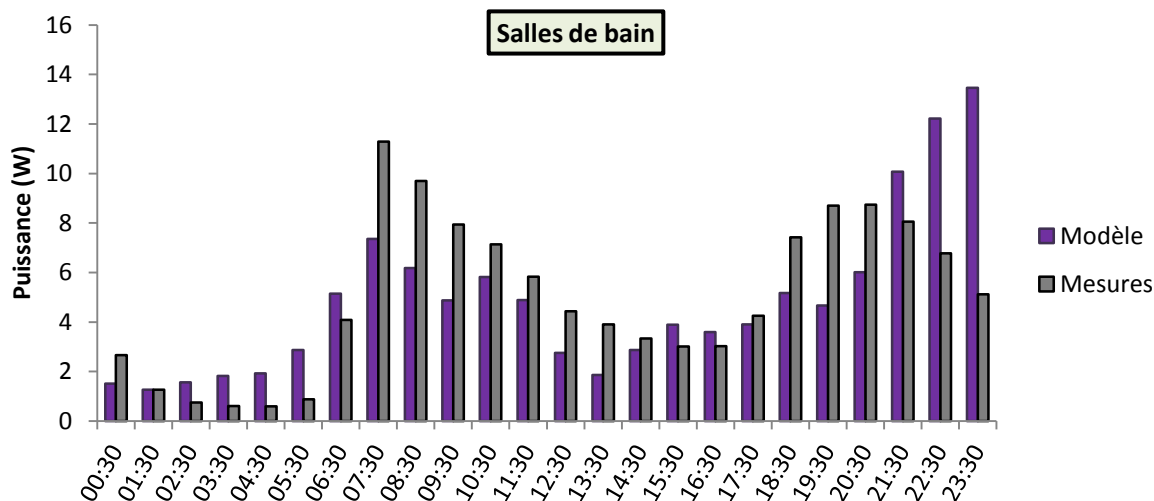


Figure 190 : Courbe de charge journalière moyenne de l'éclairage des salles de bain, simulée(violet) et mesurée (gris)

Comme pour les pièces principales et les cuisines, la courbe de charge moyenne simulée pour les chambres se situe au dessus des mesures en début de matinée et en fin de soirée, et en dessous en début de soirée. La puissance moyenne appelée est de 4 W et l'erreur absolue moyenne entre les deux courbes de charge est de 0,3 Wh/h.

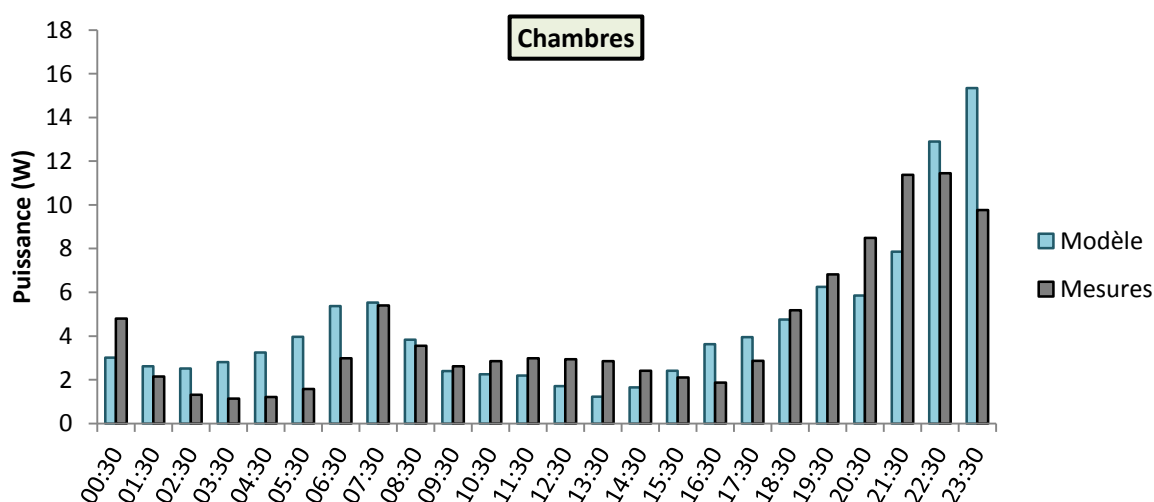


Figure 191 : Courbe de charge journalière moyenne de l'éclairage des chambres, simulée(bleu) et mesurée (gris)

Pour les circulations, le modèle est différent. La probabilité d'allumage est testée à chaque pas de temps si au moins un occupant est présent et actif dans le logement. L'allumage, s'il se produit, ne dure qu'un seul pas de temps. Nous avons supposé que les circulations sont moins empruntées la nuit, même si des habitants sont éveillés. Par conséquent la probabilité d'allumage entre minuit et 6 h du matin est de 5 % pour une commande principale et 1 % pour une commande secondaire (si au

moins un habitant est éveillé). On retrouve les mêmes phénomènes de sous-estimation et surestimation respectivement en début et en fin de soirée. La puissance moyenne appelée est de 4 W et l'écart absolu moyen entre modèle et mesures sur les puissances horaires est de 1,5 W.

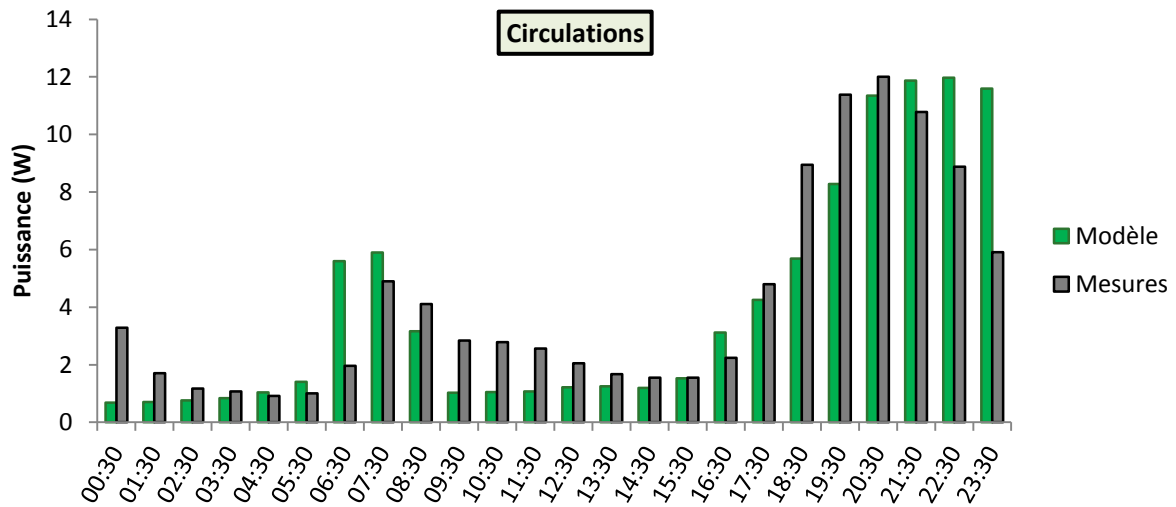


Figure 192 : Courbe de charge journalière moyenne de l'éclairage des circulations, simulée (vert) et mesurée (gris)

Pour les pièces de bureau, il n'est pas rapporté de courbe de charge journalière moyenne en raison de la faiblesse de l'échantillon. La puissance moyenne appelée est de 2 W.

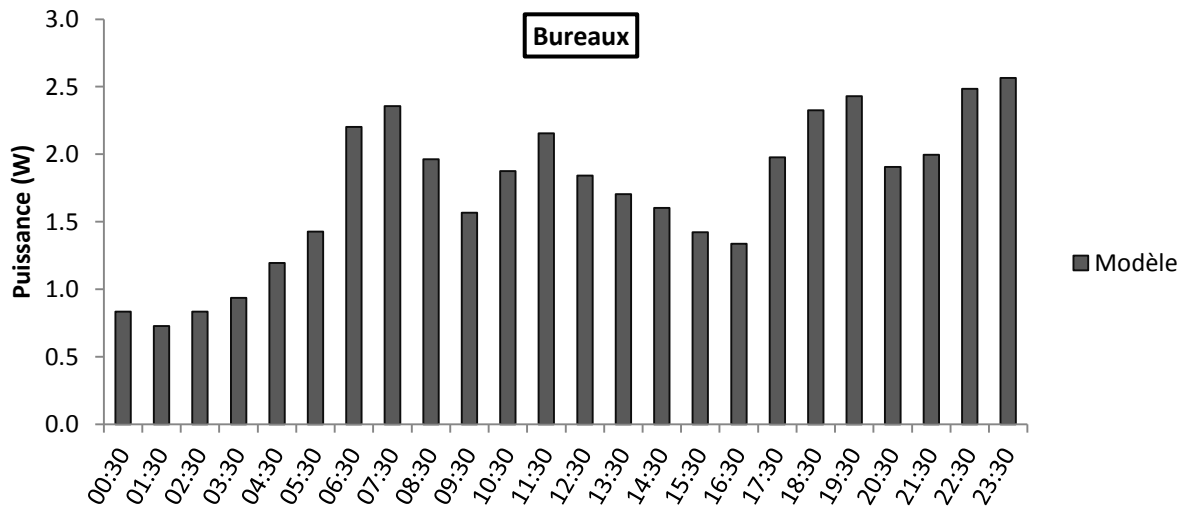


Figure 193 : Courbe de charge journalière moyenne de l'éclairage simulée pour les pièces de bureau

5.2.3 Résultats du modèle d'éclairage

La courbe de charge moyenne obtenue pour un logement composé d'un séjour, d'une cuisine, d'une salle de bain, de deux chambres et d'une entrée-circulation est représentée Figure 194, avec la courbe de charge moyenne mesurée pour les 100 logements de la campagne de mesures. La puissance moyenne appelée est de 39 W dans les deux cas. Qualitativement, les évolutions des mesures sont bien suivies par le modèle. Les écarts les plus importants ont été commentés au paragraphe précédent. Outre les imprécisions du modèle d'activités et la représentativité des mesures, l'erreur semble provenir essentiellement du fait que le modèle considère des probabilités d'allumage identiques pour toute la période de « nuit ». En réalité, certains moments, comme le début de soirée, correspondent à une sorte d'effervescence (la préparation du repas nécessite

l'éclairage des plans de travail, les habitants se déplacent, et les pièces et les circulations sont allumées), qui retombe après le dîner, avec un rôle sans doute clé joué par la télévision.

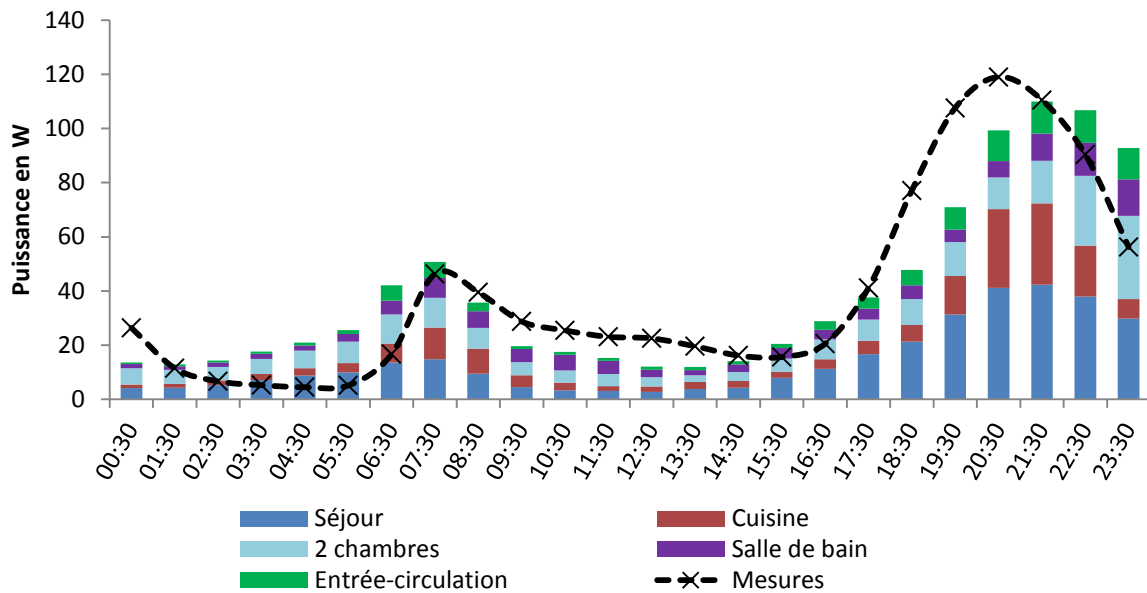


Figure 194 : Courbe de charge journalière moyenne d'un logement standard simulé et des 100 logements instrumentés

Les distributions des durées annuelles de fonctionnement (nombre d'heures pendant lesquelles au moins une source du logement était allumée) issues du modèle et de la campagne de mesure sont représentées sur la Figure 195. Le modèle prévoit des durées annuelles de fonctionnement en moyenne 30 % plus longues que les durées mesurées, c'est à dire que les périodes durant lesquelles au moins un luminaire du logement est allumé sont plus longues que dans les mesures (cela ne signifie pas que les luminaires fonctionnent 30 % de plus dans le modèle, les durées de fonctionnement par source sont similaires puisque les puissances des sources et les consommations totales sont similaires). Le modèle prévoit de trop longues périodes avec un éclairage moyen ou réduit, et pas assez de périodes avec de nombreuses sources allumées simultanément. Ceci pourrait être corrigé en introduisant une dépendance temporelle aux probabilités d'allumage à l'intérieur des périodes de « nuit », notamment pour les éclairages secondaires. Les probabilités pourraient être abaissées entre 2 h et 6 h, sous l'hypothèse que les personnes éveillées à cette heure utilisent peu d'éclairage, et augmentées entre 18 h et 20 h pour refléter l'activité plus intense de cette période. Le fait que les membres d'un même ménage soient indépendants au sein du modèle tend également à allonger les durées annuelles de fonctionnement, puisque les heures de lever et de coucher ne sont pas synchronisées.

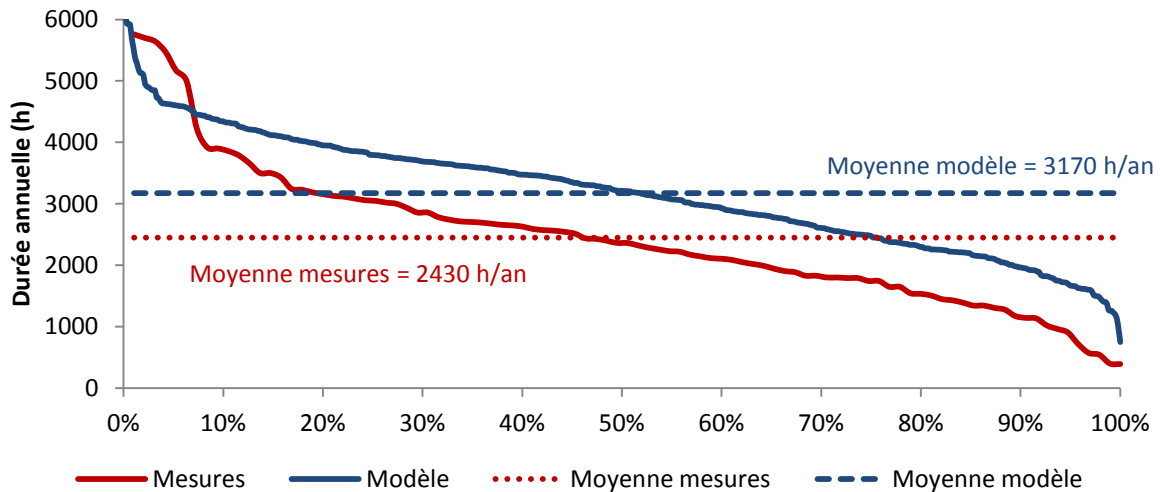


Figure 195 : Distributions des durées annuelles de fonctionnement de l'éclairage, issues du modèle (bleu) et des mesures (rouge)

Sur la Figure 196, la courbe de charge obtenue pour le logement moyen simulé est comparée aux moyennes par région. Bien que situé à égale distance des quatre pôles, le logement simulé semble plus proche des logements du Nord (Angers et Strasbourg).

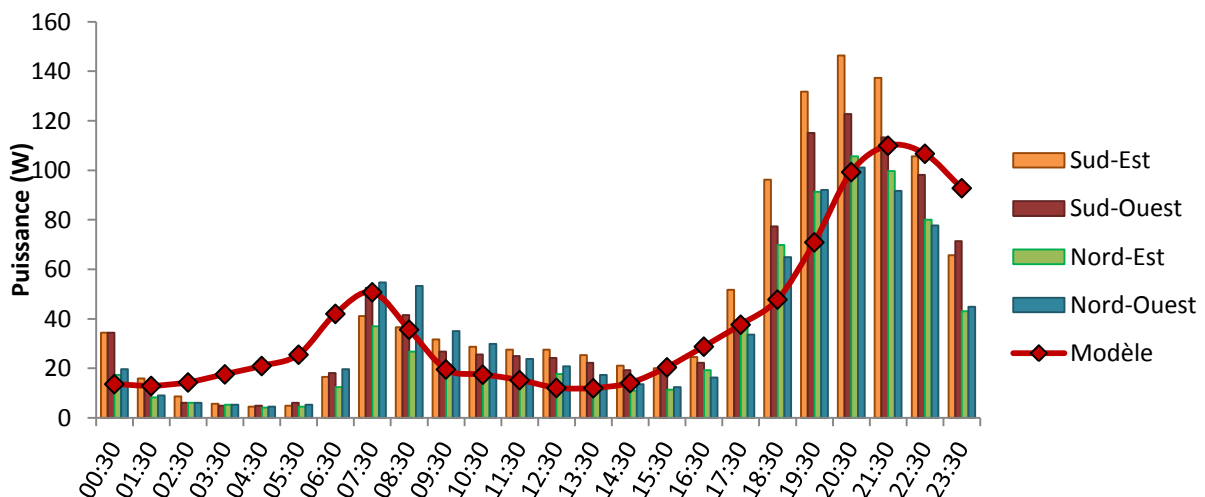


Figure 196 : Comparaison de la courbe de charge d'un logement standard simulé et des courbes de charge moyennes mesurées par région (journée moyenne sur l'année)

Des gammes de performances A, B et C ont été définies pour l'éclairage dans le même esprit que pour les appareils électriques. Si un logement est associé à la gamme d'éclairage A, toutes ses sources lumineuses sont de type LFC. Les gammes B et C utilisent le modèle d'attribution des sources par défaut, mais les puissances sont tirées respectivement parmi les 50 % les plus basses et les 50 % les plus élevées. La Figure 197, présente la courbe de charge moyenne obtenue pour le logement moyen des figures précédentes, simulé pour la gamme d'éclairage A (uniquement des LFC). La consommation annuelle, à la suite des puissances, est divisée par 3 (de 343 à 118 kWh). L'influence de la performance des équipements d'éclairage sur la performance énergétique globale des bâtiments sera analysée au chapitre 6.

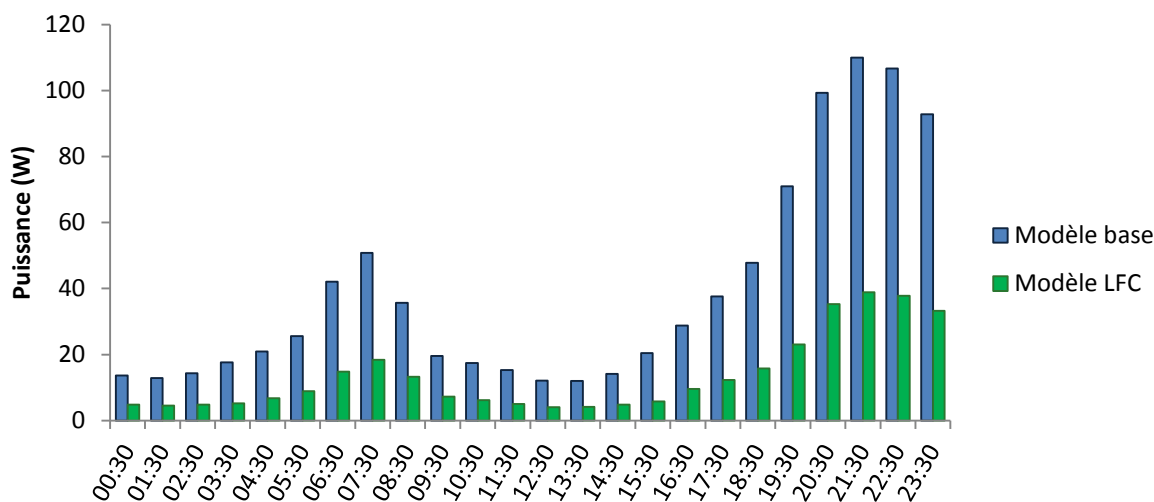


Figure 197 : Courbe de charge d'un logement standard simulé avec les probabilités des types de sources par défaut (et avec uniquement des LFC

Pour finir, la Figure 198 présente la variation saisonnière générée par le modèle, à travers les consommations mensuelles relatives à la consommation mensuelle moyenne. La saisonnalité apparaît insuffisamment marquée au regard des mesures (Figure 186). Les consommations mensuelles simulées évoluent dans une plage de +/-20 % autour de la moyenne, alors que les mesures font état de variations dans une plage de +/-60 %. L'écart découle pour l'essentiel du défaut du modèle en début de soirée, puisque c'est à cette période qu'ont lieu des consommations importantes fortement influencées par l'heure de coucher du soleil.

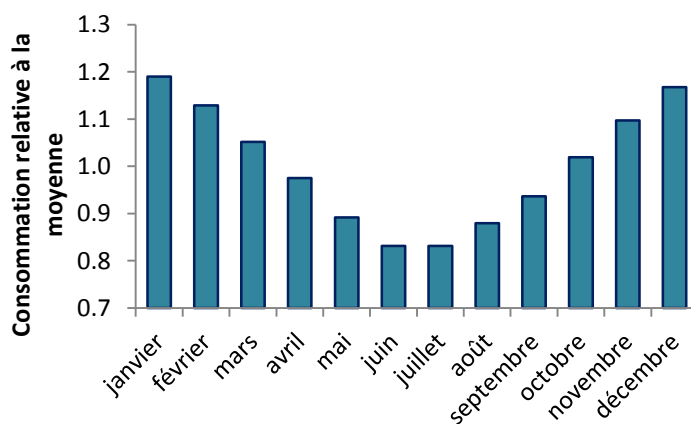


Figure 198 : Evolution mensuelle des consommations d'éclairage simulées

Le modèle développé présente un certain nombre de limites qui ont été soulignées et pour lesquelles des voies d'amélioration ont été suggérées. Les probabilités d'allumage auraient pu être recalibrées avec une dépendance horaire, mais étant données les puissances relativement faibles mises en jeu (l'écart maximal sur la Figure 194, situé entre 19 h et 20 h, est inférieur à 40 W), le modèle a été conservé en l'état. Pour une première utilisation, sa précision est jugée acceptable (elle est en tout cas supérieure à celle des modèles existants). Les courbes de charge journalières obtenues pour les différents types de pièces reproduisent l'essentiel des variations mesurées au cours de la journée, et les puissances moyennes (donc les consommations) simulées sont égales aux puissances moyennes mesurées. Dans l'ensemble, en construisant ce modèle d'éclairage dans lequel les habitants sont suivis d'une pièce à l'autre, les limites de précision du modèle d'activités ont été

atteintes. Pour un tel niveau de détail, l'absence de synchronisation entre membres d'un même ménage se fait ressentir (les habitants sont trop souvent dispersés), tout comme le fait de considérer qu'une activité a lieu dans une unique pièce (par exemple l'activité « habillage, douche, toilette »).

5.2.4 Résultats du modèle agrégé de consommation d'électricité spécifique

Nous présentons à présent quelques résultats obtenus pour le modèle complet dédié aux consommations d'électricité spécifique des logements, c'est à dire le modèle incluant l'utilisation des appareils et de l'éclairage.

5.2.4.1 Courbes de charge de logements isolés

Tout d'abord, des courbes de charge générées pour trois logements aléatoires sur la première semaine de l'année sont représentées sur les figures 199, 200 et 201.

Remarque : Les scénarios d'activités sont identiques d'une semaine sur l'autre mais l'utilisation des appareils et de l'éclairage est simulée pour les 52 semaines afin de tenir compte des variations saisonnières.

Pour le logement n°1, on constate notamment des consommations régulières des postes éclairage et audiovisuel en soirée ainsi que deux consommations marquées du poste cuisine se produisant le mardi midi et le dimanche midi. Les cycles de lavage se distinguent également, le fonctionnement par paires pour les cycles du mercredi et du samedi indique qu'il s'agirait de cycles de lave-linge suivis par des cycles de sèche-linge.

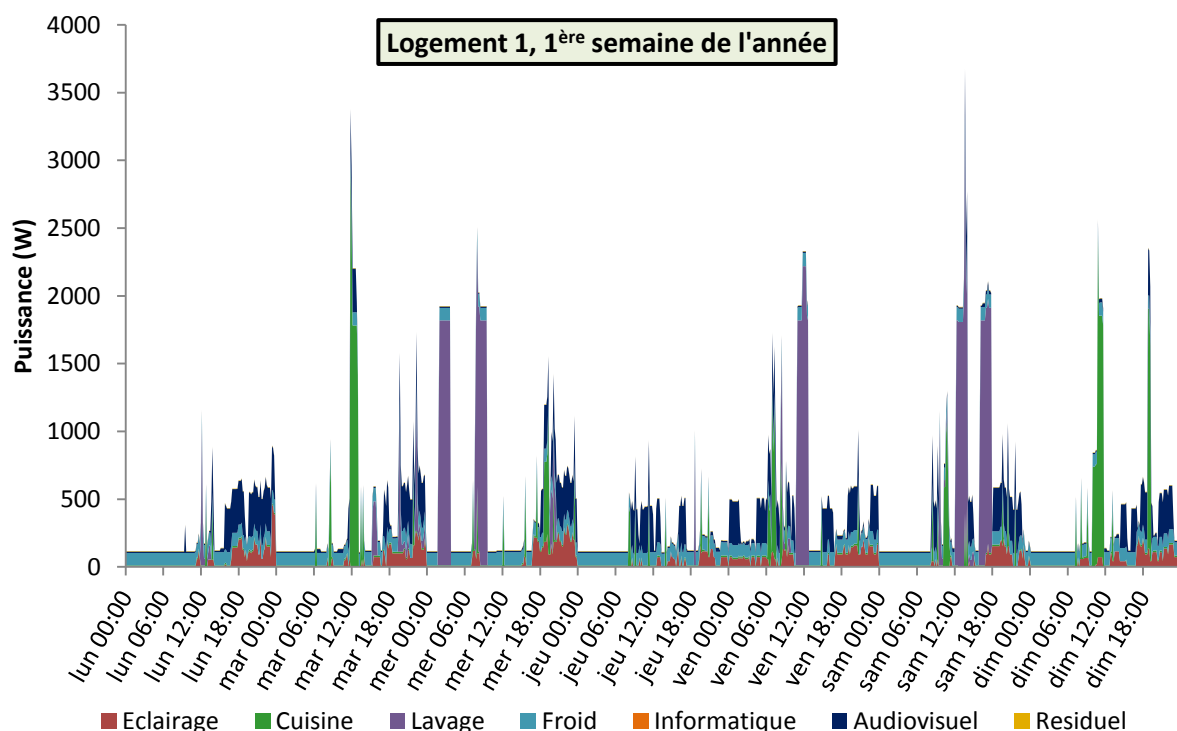


Figure 199 : Courbe de charge détaillée par usage sur la première semaine de l'année pour le logement aléatoire n°1

Le logement n°2 consomme plus d'énergie en moyenne que le logement n°1. On relève une part importante des consommations de veille du poste audiovisuel.

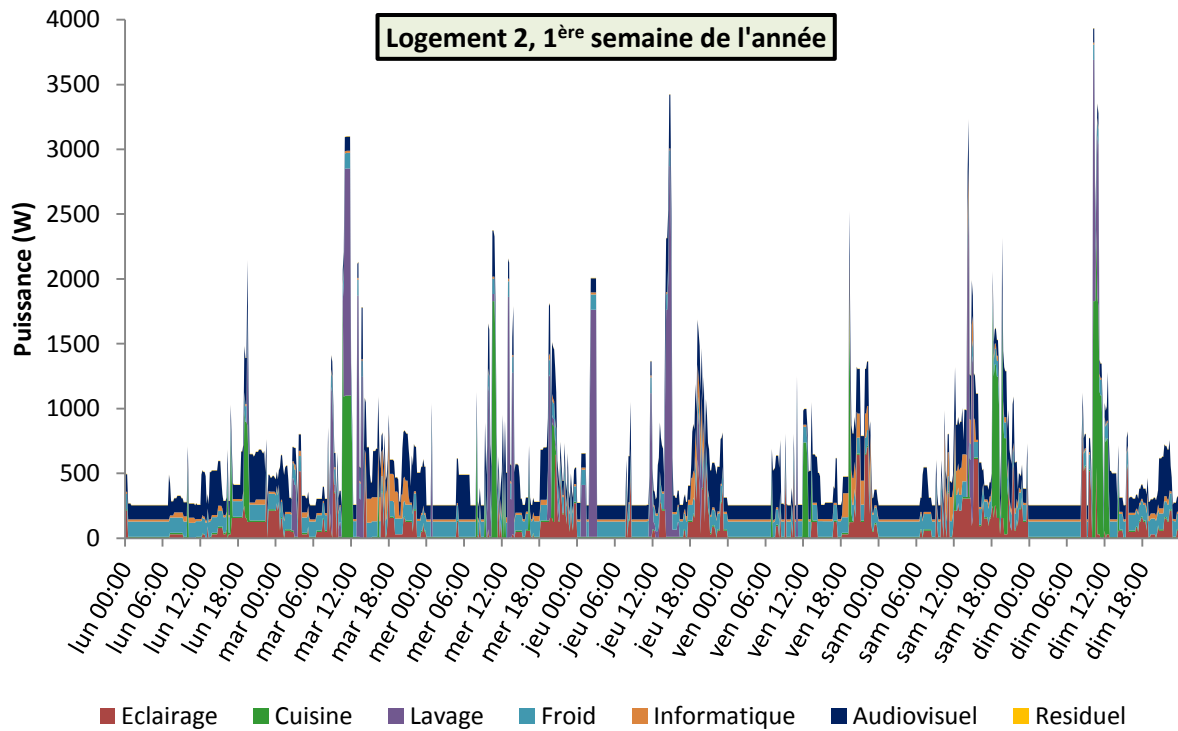


Figure 200 : Courbe de charge détaillée par usage sur la première semaine de l'année pour le logement aléatoire n°2

Le logement n°3 s'illustre par une utilisation des appareils de cuisson tous les jours au alentours de midi.

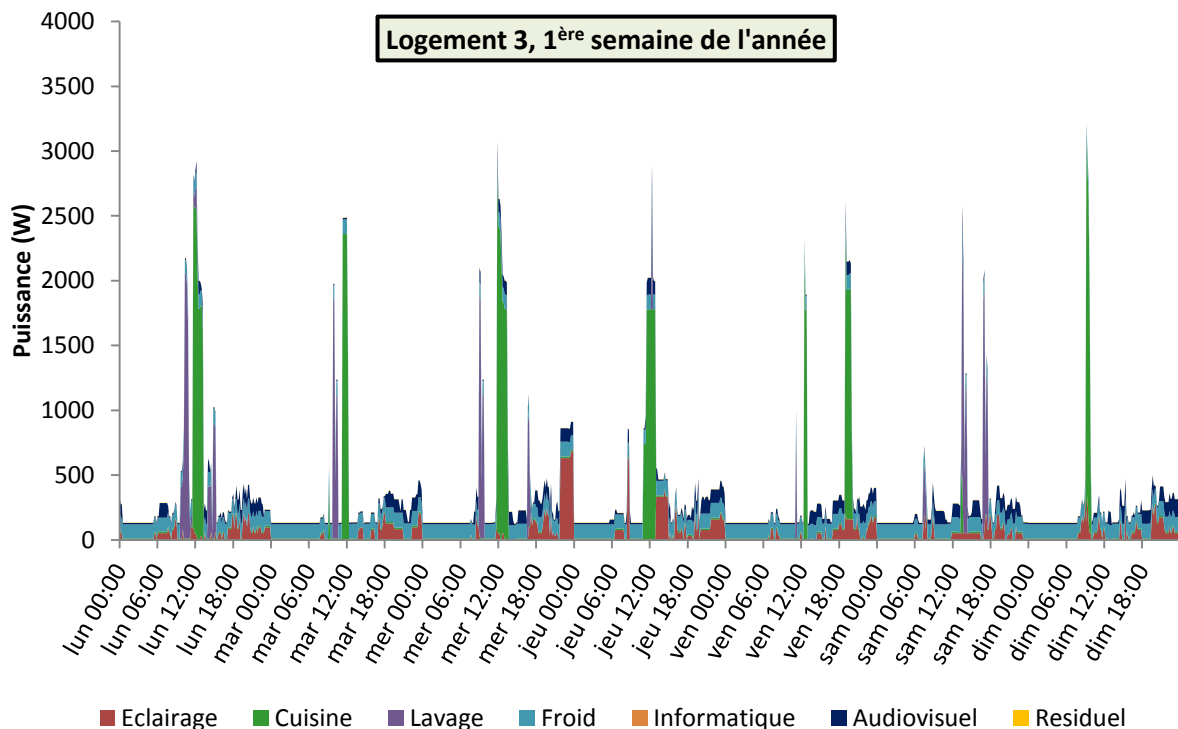


Figure 201 : Courbe de charge détaillée par usage sur la première semaine de l'année pour le logement aléatoire n°3

La Figure 202 présente la courbe de charge agrégée pour ces 3 logements. Un début de foisonnement (effet dû au décalage temporel des appels de puissance) peut être observé. Le rapport entre puissances maximale et minimale sur la semaine pour les trois logements agrégés vaut 12,

alors qu'il vaut respectivement 33, 16 et 25 pour les logements 1, 2 et 3. Certains pics de puissance coïncident, comme le mardi aux alentours de midi, le samedi en début d'après midi et le dimanche en fin de matinée. En raison des appareils de froid et des puissances de veille des postes informatique et audiovisuel, la puissance appelée ne descend pas en dessous de 531 W.

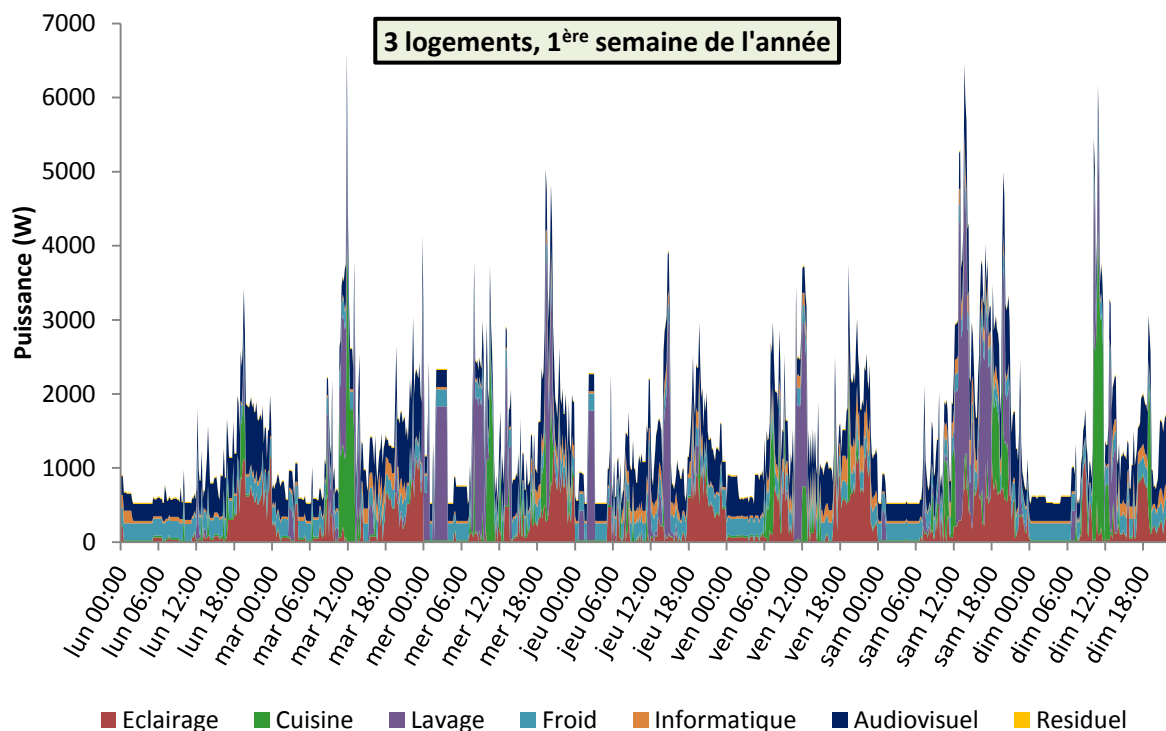


Figure 202 : Courbe de charge détaillée par usage sur la première semaine de l'année, agrégée pour les trois logements aléatoires

5.2.4.2 Courbes de charge agrégées de 100 logements

Sur la Figure 203, les puissances appelées par 100 logements aléatoires ont été agrégées. En raison du foisonnement on n'observe plus les flèches verticales des courbes précédentes. La puissance maximale appelée pour le logement n°2 était de 3 937 W, mais les 100 logements agrégés n'appellent pas plus de 69 000 W soit un facteur 17 entre les maximums de puissance (pour un rapport de 1 à 100 du nombre de logements). Des limites du modèle d'éclairage sont visibles, notamment une variation trop brusque des consommations d'éclairage en fin d'après-midi et à minuit. Les besoins d'éclairage en fin de journée pourraient être lissés en introduisant une progressivité des probabilités d'allumage (au lieu de la rupture entre « jour » et « nuit »). La chute brutale à minuit est un artefact du modèle d'activités. Une correction avait été proposée au chapitre 3 (§ 3.5.1) consistant à laisser les activités se poursuivre après minuit, puis à prévoir les activités suivantes à partir des probabilités de début à minuit, plutôt qu'aux heures auxquelles elles se terminent (p.ex. 1 h du matin)¹⁹¹.

¹⁹¹ Pour rappel, les probabilités de début des activités aux premières heures de la journée sont moins représentatives en raison d'un biais de l'enquête : les personnes interrogées commencent souvent par l'activité « sommeil » à minuit, même si elles se sont couchées plus tard en réalité.

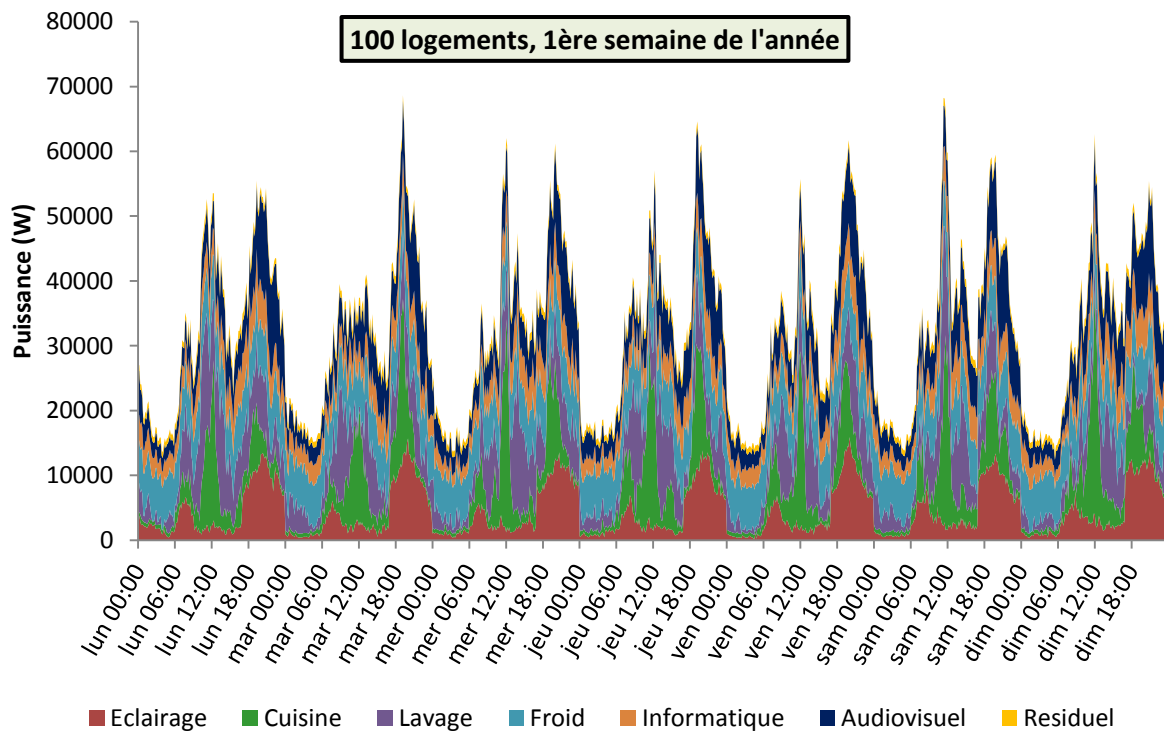


Figure 203 : Courbe de charge détaillée par usage sur la première semaine de l'année, agrégée pour 100 logements aléatoires

Les perspectives de travail sur l'agrégation des courbes de charge sont nombreuses. Les courbes de charge générées par le modèle seront notamment utilisées pour des travaux, conduits au sein du groupe de recherche ETB (Éco-conception et Thermique du bâtiment) du CES (Centre d'Efficacité énergétique des Systèmes), sur la modélisation dynamique du mix de production d'électricité pour l'évaluation des impacts environnementaux des bâtiments et des quartiers (Herfray, 2011; Roux, 2013).

Sur les figures 204 et 205, les journées ont été moyennées sur l'« été » (15 mai au 14 octobre) et sur l'« hiver » (15 octobre au 14 mai). La consommation journalière s'élève à 8,06 kWh/j et 8,55 kWh/j respectivement en été et en hiver. La consommation du poste froid est supérieure en été mais les consommations de lavage, cuisine et éclairage sont inférieures. Les pics se situent aux environ de midi et 19h30 dans les deux cas. En été, le pic le plus élevé est celui de midi tandis qu'en hiver c'est celui de 19h30.

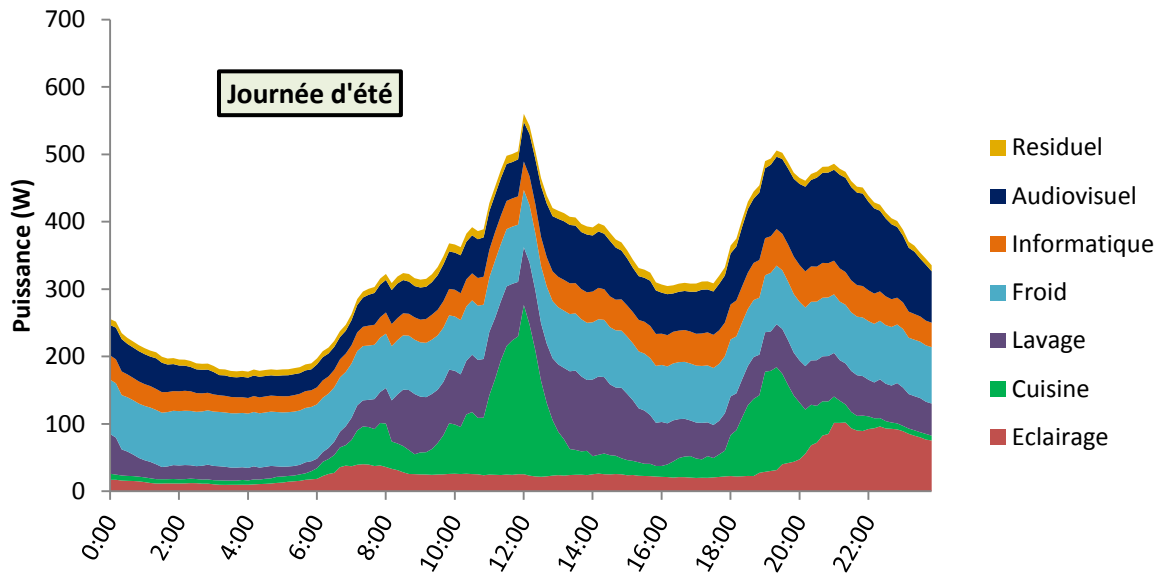


Figure 204 : Courbe de charge moyennée des jours d'été de 100 logements

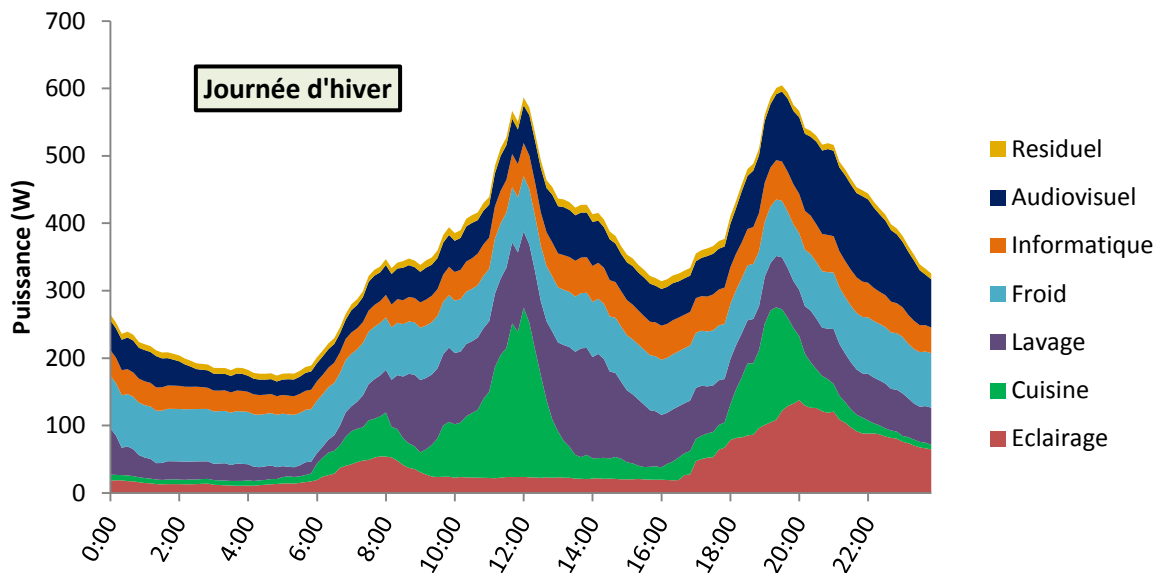


Figure 205 : Courbe de charge moyennée des jours d'hiver de 100 logements

5.2.4.3 Scénarios d'apports internes

Dans le cadre de cette thèse, le modèle d'utilisation des appareils électriques et de l'éclairage sert à générer des scénarios d'apports internes en entrée de la STD. Les consommations électriques sont traduites en apports de chaleur à travers quelques hypothèses. La part de l'électricité consommée qui est dégagée sous forme de chaleur à l'intérieur du logement dépend des usages :

- Elle est de 90 % pour les appareils de cuisson. Les 10 % restants correspondent à l'énergie consommée pour l'évaporation de l'eau qui est ensuite évacuée par le système de ventilation ou pour transformer la structure chimique des aliments.
- Elle est de 60 % pour les lave-vaisselles et 20 % pour les lave-linges. Les 40 % et 80 % restants sont évacués avec les eaux grises.
- Elle est variable pour les sèche-linges suivant leur technologie. 60 % des sèche-linges sont à évacuation, c'est-à-dire qu'ils prélèvent l'air ambiant et rejettent la vapeur d'eau vers

l'extérieur ou vers une pièce ventilée. Dans ce cas, le bilan en apports internes (effet joule + ventilation) est négatif en hiver et positif en été. Les besoins de chauffage sont augmentés et le confort d'été dégradé. Le modèle considère des apports internes valant $-0,3 \times P_{fonc}$ en hiver et $0,3 \times P_{fonc}$ en été. Les 40 % restants sont des sèche-linges thermodynamiques qui condensent la vapeur d'eau au lieu de la rejeter. Le bilan thermique (sensible) pour la pièce se limite donc à l'effet joule, 100 % de l'électricité consommée est dégagée sous forme de chaleur dans la pièce.

- Elle est de 100 % pour l'ensemble des appareils restants.

Pour rappel, les appareils peuvent se trouver en dehors du volume chauffé, par exemple dans les garages (cf. § 5.1.3.5).

A titre d'illustration, le scénario d'apports internes correspondant à la première semaine de l'année pour le logement n°1 est représenté (en bleu) aux cotés de la courbe de charge électrique (pointillés oranges) sur la Figure 206. Si le logement est constitué de plusieurs zones thermiques, les apports sont répartis en fonction de l'emplacement des appareils.

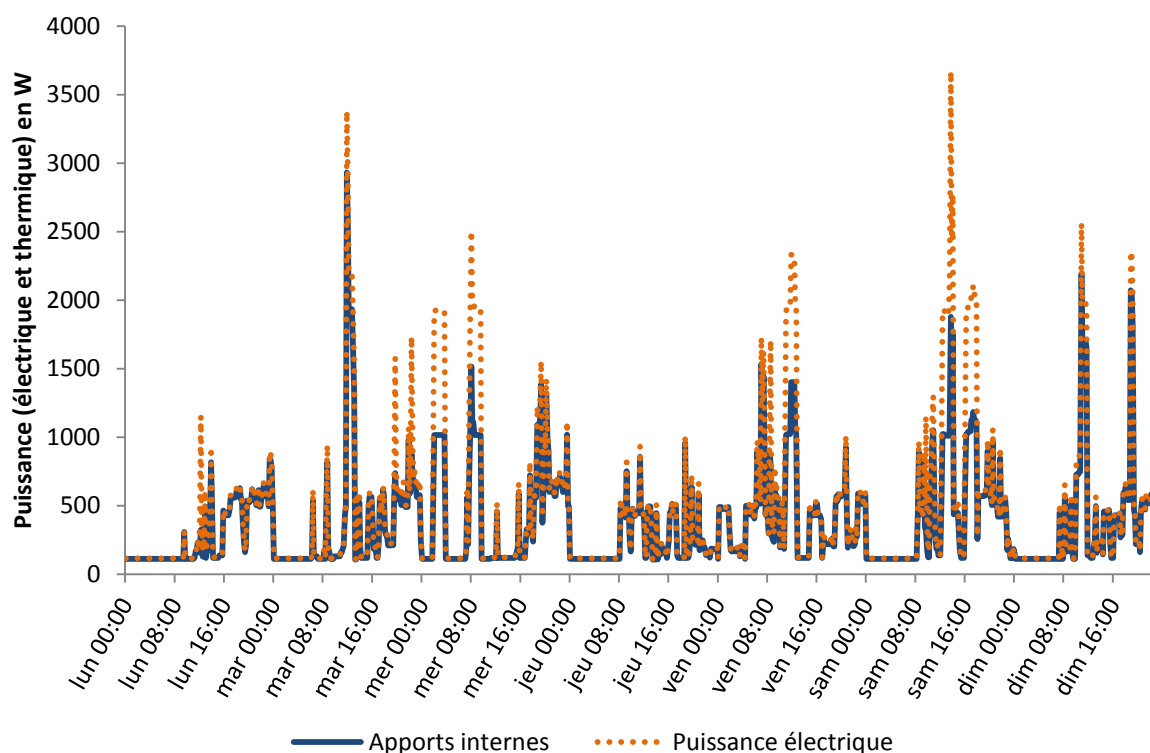


Figure 206 : Exemple de scénario d'apports internes

A partir des 100 logements simulés, il est possible de suggérer des scénarios d'apports internes moyens en W/m² pour différents jours de l'année (la surface moyenne des logements simulés est de 93 m²). En première approche nous proposons une distinction entre « été » et « hiver » et entre jours de semaines et de week-end (Figure 207 et Figure 208).

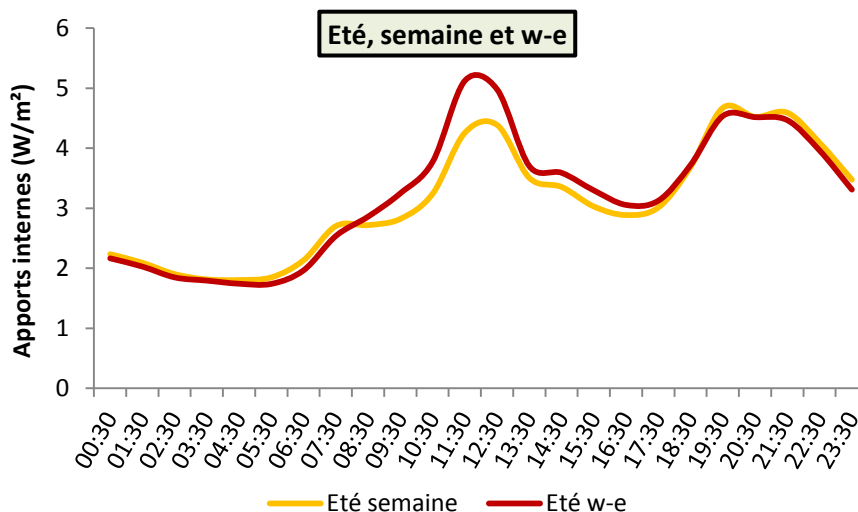


Figure 207 : Scénarios d'apports internes journaliers pour l'été en distinguant semaine et week-end

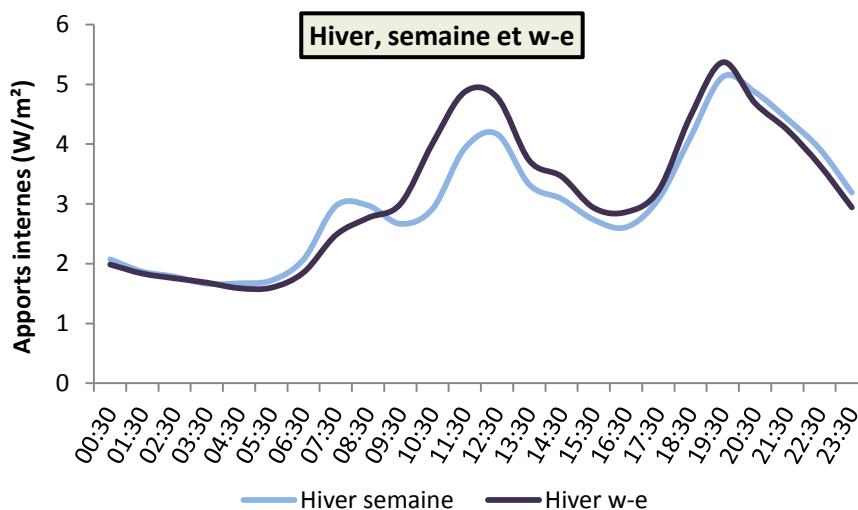


Figure 208 : Scénarios d'apports internes journaliers pour l'hiver en distinguant semaine et week-end

Les différences sont relativement peu marquées entre semaine et week-end mais ces deux types de journée ne sont pas fondamentalement différentes en moyenne sur l'ensemble de la population. On peut supposer que l'introduction de différences très importantes entre semaine et week-end dans les scénarios conventionnels de présence et d'apports internes, résulte d'un biais de subjectivité de la part des concepteurs des scénarios. Puisqu'ils effectuent eux-mêmes des semaines de travail « classiques », ils ont logiquement tendance à supposer que l'essentiel de la population est dans la même situation. Pour notre part, certains constats concernant les horaires de travail, les heures de présence dans les logements et les heures d'utilisation des appareils électriques¹⁹², sont apparus étonnants à première vue. Cependant les données provenant des EET et des campagnes de mesures concordent, et cette proximité entre jours de semaine et week-end doit être actée. Le même constat avait été fait sur les consignes de températures dans les logements au § 4.6.1, Huebner et al. (2013) remarquant, sur la base de mesures dans 248 logements, que « les jours de

¹⁹² Nous pensons notamment à l'importance des horaires de travail fragmentés ou de nuit, que nous n'avons pas inclus dans les horaires de bureaux (cf. chapitre 2), ou aux taux de présence élevés en journée pendant la semaine dans les logements.

semaine et de week-end sont beaucoup plus semblables que ne le supposent les hypothèses courantes ».

Le scénario hebdomadaire moyen obtenu pour 100 logements est comparé au scénario de la réglementation thermique sur la Figure 209. Comme pour les taux de présence, le scénario réglementaire sous-estime les apports internes en journée pendant la semaine et les surestime le week-end. Il surestime également les apports durant la matinée (entre 6 h et 10 h) et durant la soirée (entre 18 h et 22 h) en semaine, et sous-estime les consommations nocturnes.

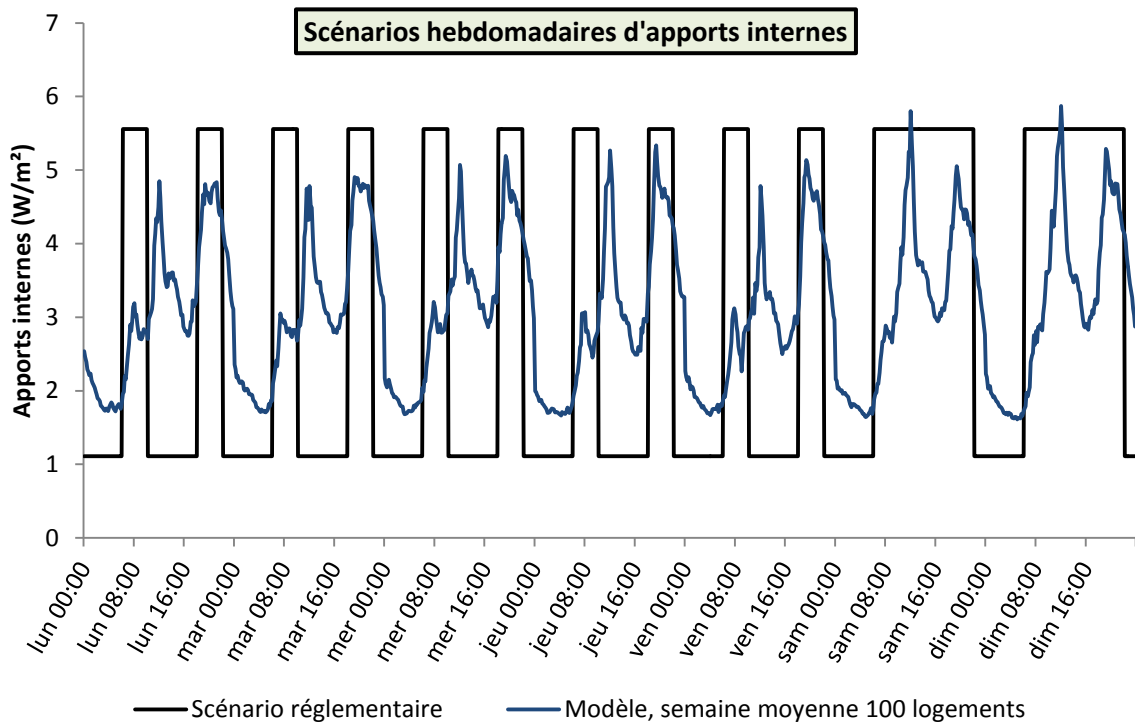


Figure 209 : Scénario hebdomadaire d'apports internes, moyenne pour 100 logements sur une année d'après le modèle (rouge) et d'après la RT 2012 (noir)

5.3 Modélisation des consommations d'eau dans les logements

Dans les bâtiments résidentiels performants, l'eau chaude sanitaire (ECS) est un poste de consommation primordial. Le calcul de la réglementation thermique évalue un volume hebdomadaire d'ECS puisée pour un logement en fonction de sa surface, puis détermine les heures de puisage suivant une clé de répartition horaire fixe¹⁹³. Dans cette section, nous capitalisons sur les avantages des modèles de génération de ménages et de leurs scénarios d'activités pour proposer un modèle dans lequel les volumes puisés et les heures de puisage sont plus réalistes et sont variables d'une simulation à l'autre.

Le modèle est couplé à deux modèles déjà intégrés à l'outil de STD. Le premier est un modèle couplant panneaux solaires thermiques, circulation d'ECS et ballon de stockage réalisé par Thiers (2008). Il permet d'estimer, avec une résolution horaire, la quantité d'énergie d'appoint (électrique le plus souvent) nécessaire pour assurer les besoins non comblés par l'installation solaire. Le second est un modèle d'évaluation des pertes thermiques des réseaux de distribution de chauffage et d'ECS. Ces deux modèles utilisent les données de la méthode de calcul réglementaire en entrée. Le couplage avec le modèle stochastique d'occupation offre de nouvelles perspectives pour étudier le dimensionnement des installations solaires ou, de manière générale, pour estimer la variabilité de la consommation d'ECS liée aux caractéristiques des habitants et à leurs comportements. De plus, le modèle développé dans cette section s'inscrit dans la perspective de développement d'un processus de Garantie de Performance Energétique (GPE) portant sur les consommations des chaufferies collectives, lesquelles assurent les besoins de chauffage et d'ECS.

L'état de l'art sur la modélisation des puisages d'ECS est succinct. Des travaux, recensés par Evarts et Swan (2013), portent sur l'évaluation des volumes consommés par ménage ou par personne, parfois en fonction de caractéristiques sociodémographiques, à partir de mesures ou d'enquêtes. Widén et al. (2009) ont intégré les puisages d'ECS dans leur modèle (cf. § 5.1.2) en associant certaines activités à des consommations d'eau. Le modèle que nous proposons repose sur le même principe mais inclut un caractère stochastique : certains habitants utilisent plus d'eau que d'autres et certaines activités ne donnent pas systématiquement lieu à un puisage d'eau. Les consommations d'eau des appareils de lavage ont été ajoutées de même que les consommations d'eau froide diverses¹⁹⁴.

¹⁹³ Les puisages ont lieu tous les jours entre 7 h et 8 h, entre 8 h et 9 h, entre 18 h et 19 h, entre 20 h et 21 h et entre 21 h et 22 h. Le volume hebdomadaire est donc divisé en $5 \times 7 = 35$ parts égales correspondant à un puisage chacune.

¹⁹⁴ Ces données pourront être utilisées par le logiciel *Equer* d'Analyse de Cycle de Vie des bâtiments. Cet outil, couplé à *Pléiades+COMFIE* prend en compte les consommations d'eau dans l'évaluation des impacts environnementaux. Les consommations domestiques étaient jusqu'alors fixées par hypothèse à 140 L/(pers.j). Dans la perspective d'un couplage avec le modèle stochastique, les volumes seront désormais variables.

5.3.1 Calibrage du modèle de puisage d'eau

5.3.1.1 Volumes d'eau puisés

Le calibrage du modèle est effectué grâce à des moyennes françaises fournies par le Centre d'Information sur l'Eau (CIE)¹⁹⁵. La moyenne de 137 litres par personne et par jour est avancée avec la répartition suivante entre 9 postes :

- 49 litres pour les bains et les douches ;
- 25 litres pour les W.C ;
- 25 litres pour le linge ;
- 12 litres pour la vaisselle ;
- 8 litres pour le ménage ;
- 8 litres pour l'arrosage des plantes ;
- 9 litres pour la préparation de la nourriture ;
- 1 litre pour la boisson.

Pour parvenir à ces valeurs, le CIE a fait réaliser une enquête comportementale (par l'institut BVA), au cours de laquelle un panel de 959 foyers représentatifs de la population française a été interrogé via internet durant une semaine. La « maitresse de maison » a énuméré chaque jour toutes les utilisations de l'eau du robinet effectuées au foyer, du fonctionnement du lave-vaisselle au lavage des dents. Parallèlement, le CIE a construit des estimations de consommations unitaires (p.ex. 22 L pour un lave-vaisselle, 2 L pour la cuisson des pâtes, etc.), en partenariat avec des constructeurs d'électroménager. Le mariage des fréquences de puisages obtenues grâce à l'enquête, avec les consommations unitaires par type de puisage a permis d'aboutir aux chiffres proposés.

Tous les postes de consommation d'eau sont associés à une activité unique, excepté les chasses d'eau qui sont associées à la présence active des occupants. Pour chacun des neuf postes de consommation, le calibrage effectué est rapidement présenté.

5.3.1.2 Bains et douches

Ce poste de consommation est associé à l'activité « habillage, douche-toilette ». L'occurrence de cette activité est trop fréquente pour correspondre à un puisage systématique. Par conséquent la probabilité qu'un habitant prenne une douche lorsqu'il s'adonne à cette l'activité doit être calibrée. Le nombre de douches moyen par personne et par jour est estimé grâce à un sondage¹⁹⁶ (Tableau 87). En associant des nombres de douches par jour (3^{ème} colonne du tableau) aux fréquences estimées par le sondage, nous obtenons une moyenne de 1,08 douche par jour.

¹⁹⁵ Enquête C.I.EAU, 2006 / Source : L'eau du robinet dans notre quotidien, C.I.EAU, 2006

¹⁹⁶ Etude BVA-Tork, « Les habitudes d'hygiène des français », http://www.tork.fr/Global/5_South/France/Press_room_2012/CP_Etude_BVA_Tork.pdf

Tableau 87 : Fréquence des douches

Proportion	Fréquence des douches	Nombre moyen de douches par jour
11,5 %	Plusieurs douches par jour	2
67,7 %	Au moins une par jour	1,1
20,0 %	Une douche tous les deux jours ou moins	0,5
3,5 %	Une douche par semaine	0,15

L'activité « habillage, douche-toilette » se produit souvent tard en soirée ce qui conduit à une exagération des puisages entre 23 h et minuit, d'autant que ce poste représente les volumes les plus importants. La probabilité qu'un habitant prenne une douche lorsqu'il effectue cette activité a donc été dissociée entre les périodes avant et après 23 h. Empiriquement, les probabilités ont été fixées à 0,8 avant 23 h et 0,1 après.

La présence d'une baignoire impacte significativement les consommations d'ECS d'après Guerra Santin et al. (2009). Pour le calibrage, nous avons supposé, faute de données, que 5 % des logements en étaient équipés. Les volumes moyens consommés dépendent également des usages des occupants. Nous supposons qu'un individu a des habitudes et consomme un volume d'eau à peu près similaire à chaque fois qu'il prend une douche. Un volume d'eau pour la douche est donc attribué à chaque occupant et, lorsqu'il prend une douche, le volume consommé est tiré dans un intervalle de +/- 30 % autour de cette valeur. Ce volume est compris entre 110 et 180 L si le logement comprend une baignoire et entre 20 et 60 L sinon. Le volume moyen du poste « bain-douche » est donc bien en moyenne $(0,05 \times 145 + 0,95 \times 40) \times 1,08 = 49 \text{ L}/(\text{pers.j})$. La température de l'eau puisée est de 37 °C. *Chasses d'eau*

Les chasses d'eau domestiques représentent une consommation moyenne journalière de 25 L par personne. Sachant qu'une chasse d'eau consomme environ 10 L en moyenne, le nombre d'utilisations est de 2,5 par jour. Le modèle prévoit en moyenne 3,3 périodes de présence active par jour, d'où une probabilité de 0,76 d'utiliser une chasse d'eau au cours d'une période de présence. A chaque période de présence active, la probabilité est testée et la consommation, le cas échéant, est placée sur un pas de temps aléatoire de la période.

5.3.1.4 Lavage du linge

Le taux d'équipement en lave-linge est élevé (91 % des ménages) et nous supposons que les personnes non équipées ne lavent pas leur linge à la main mais utilisent des laveries automatiques. La consommation de ce poste est donc portée par les lave-linges. Ceux-ci effectuent en moyenne 0,67 cycles par jour. Sachant que le nombre moyen d'habitants par foyer est de 2,27 on en déduit une consommation moyenne de 85 L/cycle (valeur cohérente avec les données constructeur¹⁹⁷). Par défaut, la consommation d'eau d'un sèche-linge est tirée aléatoirement entre 50 et 120 L. Le même volume est consommé à chaque utilisation (réparti sur les deux premières phases du cycle de fonctionnement). La quantité d'eau consommée par un appareil dépend de sa gamme de performance. Si celle-ci est précisée, le volume est tiré sur le tiers de l'intervalle correspondant (entre 50 et 73 L pour la gamme A, etc.).

¹⁹⁷ <http://www.gifam.fr/les-produits.html>

5.3.1.5 Lavage de la vaisselle

45 % des ménages français possèdent un lave-vaisselle, les autres font la vaisselle à la main. La consommation de ce poste s'élève à 12 L/(pers.j) soit 27 L/(ménage.j) en moyenne. D'après des données du Gifam la consommation moyenne des lave-vaisselle du parc actuel est de 21 L/cycle (mais les appareils récents sont plutôt à 10 L ou moins). Sachant qu'ils effectuent en moyenne 0,59 cycles par jour, et en supposant que les possesseurs d'un lave-vaisselle sont totalement exemptés de vaisselle manuelle, la consommation moyenne par ménage équipé d'un lave-vaisselle est de 12,3 L/j. Les ménages restants consomment donc $(27 - 12,3 \times 0,45)/0,55 = 39$ L/j. En supposant qu'une vaisselle manuelle consomme en moyenne 25 L, on en déduit que les ménages restants effectuent 1,6 vaisselles par jour. D'après le modèle, pour les ménages n'ayant pas de lave-vaisselle, le nombre de périodes pendant lesquelles un occupant âgé de plus de 14 ans effectue l'activité « cuisine-vaisselle » s'élève à 2,3 par jour. Ces périodes sont donc associées à une probabilité de $1,6/2,3 = 0,7$ d'être de le siège d'une vaisselle manuelle. Le volume consommé par vaisselle manuelle est tiré aléatoirement entre 10 et 40 L et la température de l'eau puisée est de 35 °C. Selon la gamme de performance, les lave-vaisselles utilisent entre 10 et 30 L/cycle.

5.3.1.6 Ménage

D'après le modèle, les personnes âgées de plus de 14 ans effectuent en moyenne 0,9 périodes de « tâches ménagères » par jour et représentent 83 % de la population. On en déduit qu'elles consomment $8 / 0,83 / 0,9 = 10,7$ L à chaque période de tâches ménagères.

5.3.1.7 Arrosage des plantes

L'arrosage des plantes est négligé dans les appartements (malgré la présence de plantes vertes) et il est supposé que 80 % du volume consacré est consommé entre début juin et fin septembre (122 jours sur les 364 d'une simulation annuelle). D'après les statistiques de l'Insee, 63 % des français vivent dans une maison. Le poste « arrosage » qui représente 8 L/(pers.j) pour l'ensemble de la population représente donc 13 L/(pers.j) pour les habitants de maison, soit 32 L/j par maison avec 2,5 habitants par maison en moyenne. D'après le modèle, les ménages habitant une maison consacrent en moyenne (tous membres confondus) 24 min par jour au jardinage, donc $32 \times 364 \times 0,8 / 122 / 2,4 = 31$ L par pas de temps de 10 min consacré au jardinage en été et $32 \times 364 \times 0,2 / 222 / 2,4 = 4$ L par pas de temps de 10 min consacré au jardinage le reste de l'année.

Logiquement, il faudrait tenir compte de la localisation géographique pour ce poste car les consommations sont très variables d'une région à l'autre de la France¹⁹⁸. Par ailleurs, les piscines ne sont pas intégrées au modèle.

5.3.1.8 Préparation culinaire et boisson

Le litre d'eau consommé par personne et par jour à son domicile pour la boisson est ajouté aux 9 L quotidiens du poste « préparation de nourriture ». D'après le modèle, il y a en moyenne 140 min par jour durant lesquelles au moins un membre du ménage s'affère à la « cuisine-vaisselle ». Avec

¹⁹⁸ <http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/lessentiel/ar/306/305/eau-potable-consommation.html>

$2,27 \times 10 \text{ L} = 23 \text{ L}/(\text{ménage.j})$, cela représente $23 / 14 = 1,6 \text{ L}$ par pas de temps lorsqu'au moins un occupant effectue l'activité « cuisine-vaisselle ».

Remarque : La variation saisonnière des volumes puisés n'est explicite que pour le poste « arrosage des plantes ». Elle est indirectement intégrée pour la vaisselle et le lavage du linge à travers la saisonnalité des cycles de fonctionnement des appareils de lavage. Pour les puisages d'eau chaude, une variation saisonnière de la consommation d'énergie est prise en compte à travers des températures d'eau froide différentes selon le mois de l'année¹⁹⁹.

5.3.2 Résultats du modèle de puisage d'eau

Les volumes d'eau chaude correspondent à de l'eau à la température de stockage (55 °C pour l'exemple). Les figures 210 et 211 présentent successivement les profils journaliers de puisage d'eau froide et chaude issus du modèle pour 100 ménages simulés, les moyennes étant représentées par des croix. Qu'il s'agisse d'eau chaude ou froide, les profils présentent des volumes faibles la nuit, des pics aux heures de lever, une diminution au cours de la journée puis un nouveau pic en soirée.

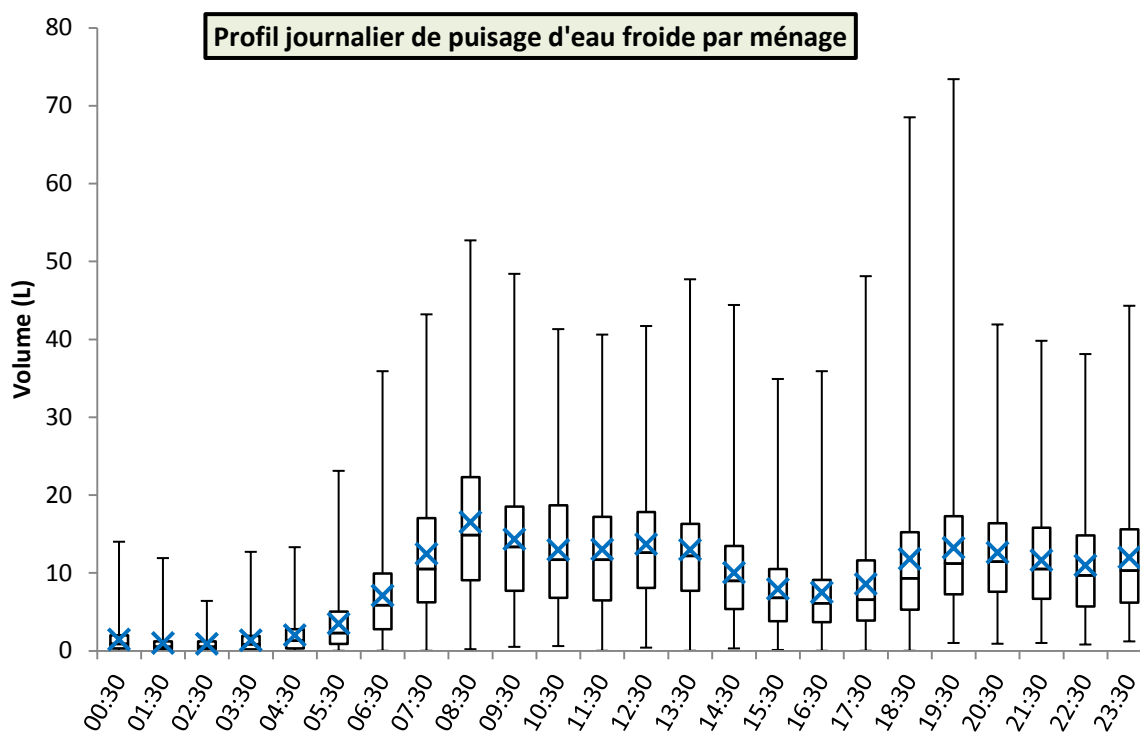


Figure 210 : Profil journalier de puisage d'eau froide par ménage

¹⁹⁹ La température d'eau froide est évaluée en fonction du mois de l'année et de la latitude (Thiers, 2008).

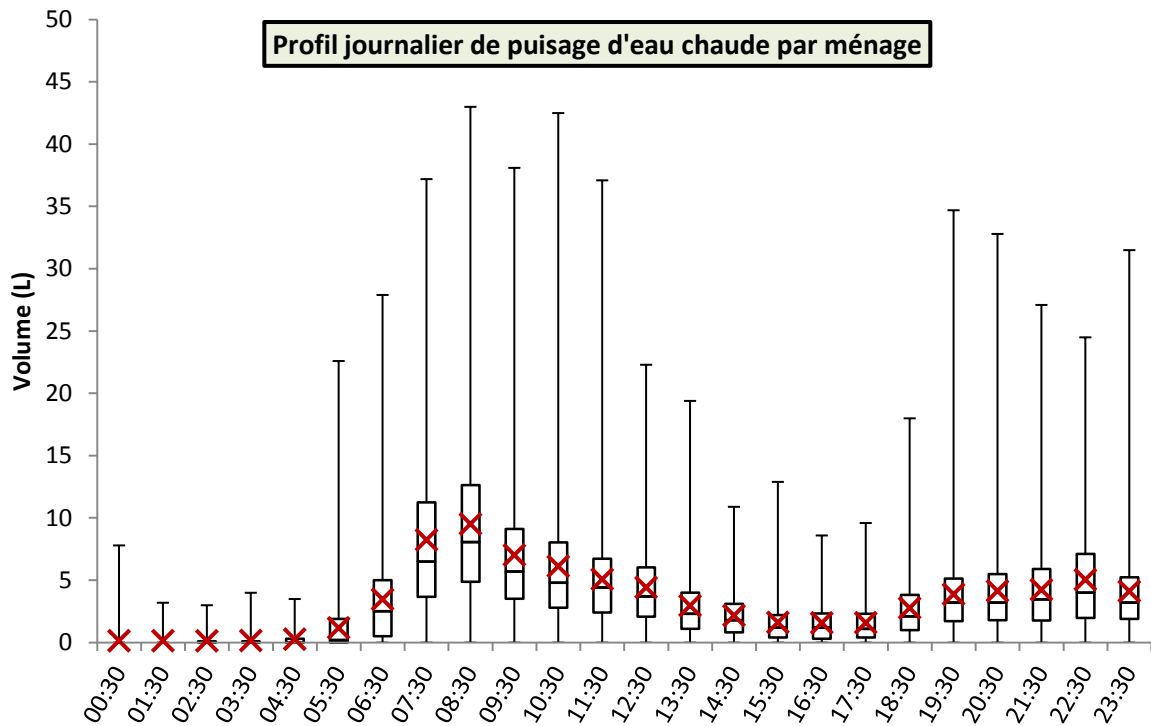


Figure 211 : Profil journalier de puisage d'eau chaude par ménage

Nous ne disposons pas de mesures horaires des consommations d'eau permettant de quantifier un écart modèle-mesures heure par heure. En ce qui concerne l'eau chaude, Fairey et Parker (2004) ont résumé des résultats de différentes campagnes de mesures réalisées aux É.-U. (Figure 212). Si les valeurs ne peuvent pas être comparées directement étant données les différences dans les pratiques de consommation entre la France et les É.-U., la correspondance des profils peut tout de même être appréciée qualitativement (Figure 213) : pics le matin et le soir, réduit en journée et valeurs résiduelles la nuit.

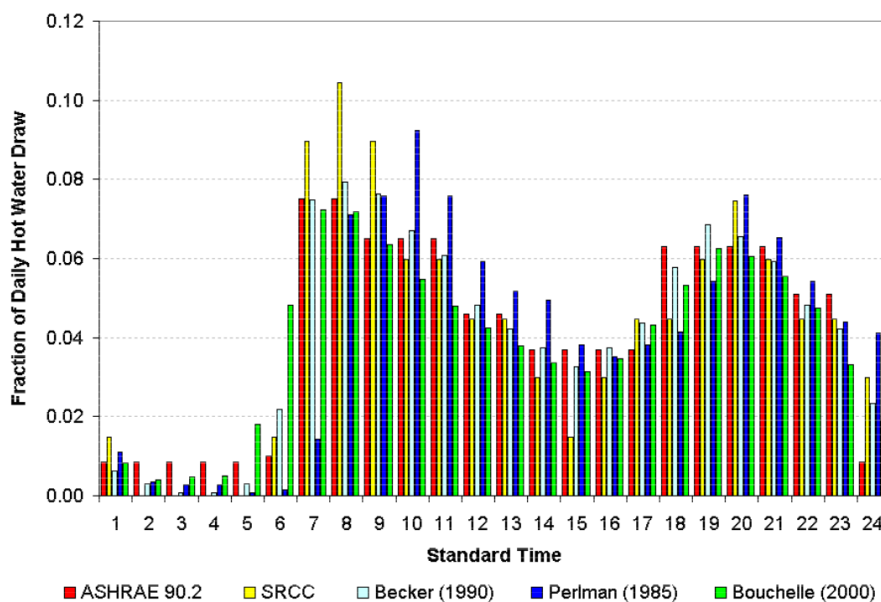


Figure 212 : Profils horaires de volume d'eau chaude puisé issus de plusieurs études menées aux États-Unis, histogrammes normalisés en tant que fractions du volume journalier total. Source : (Fairey et Parker, 2004)

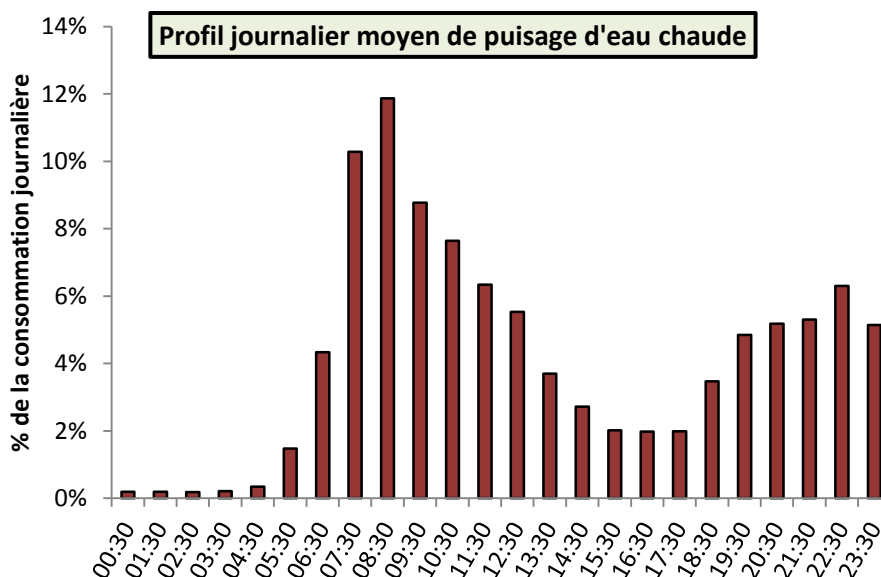


Figure 213 : Profil journalier, moyen sur 100 logements, de puisage d'eau chaude généré par le modèle

La Figure 214 illustre, en moyenne sur 1 000 ménages, la répartition par poste des volumes puisés en distinguant eau chaude (température du ballon) et froide. Les volumes les plus importants sont consommés par les W-C, les douches et le lave-linge. Des dispositifs de limitation des débits sur les chasse d'eau et les différents points de puisage n'ont pas été intégrés mais pourraient facilement l'être. Le modèle permettrait d'estimer finement leur impact sur les profils de puisage journaliers.

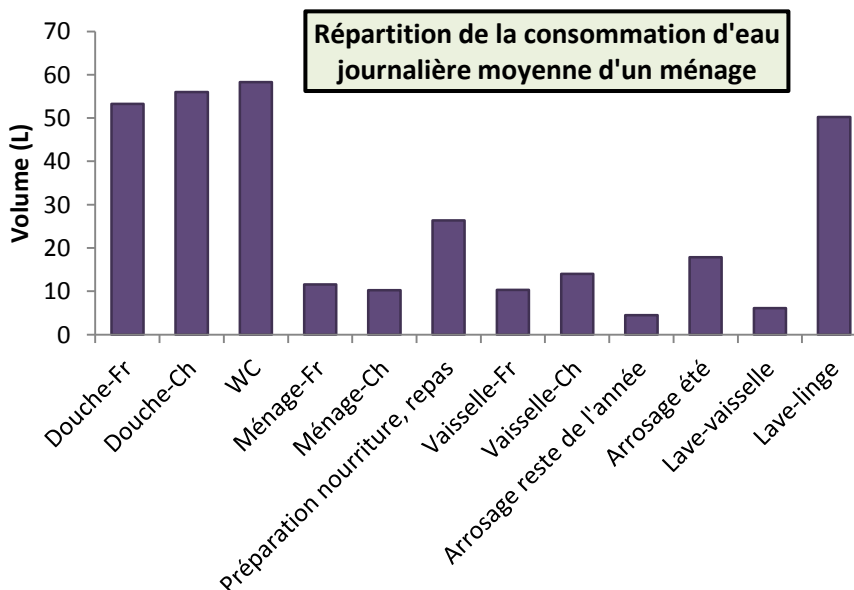


Figure 214 : Répartition par poste de la consommation d'eau journalière moyenne d'un ménage (Fr pour « froid » et Ch pour « chaud »)

La diversité entre ménages est illustrée par la distribution des consommations journalières moyennes par ménage obtenue pour 1 000 ménages. Les ménages les moins consommateurs consomment entre 50 et 100 L d'eau quotidiennement, tandis que les ménages les plus consommateurs utilisent jusqu'à 900 L d'eau par jour. Bien sûr, la taille du foyer est le facteur explicatif prépondérant.

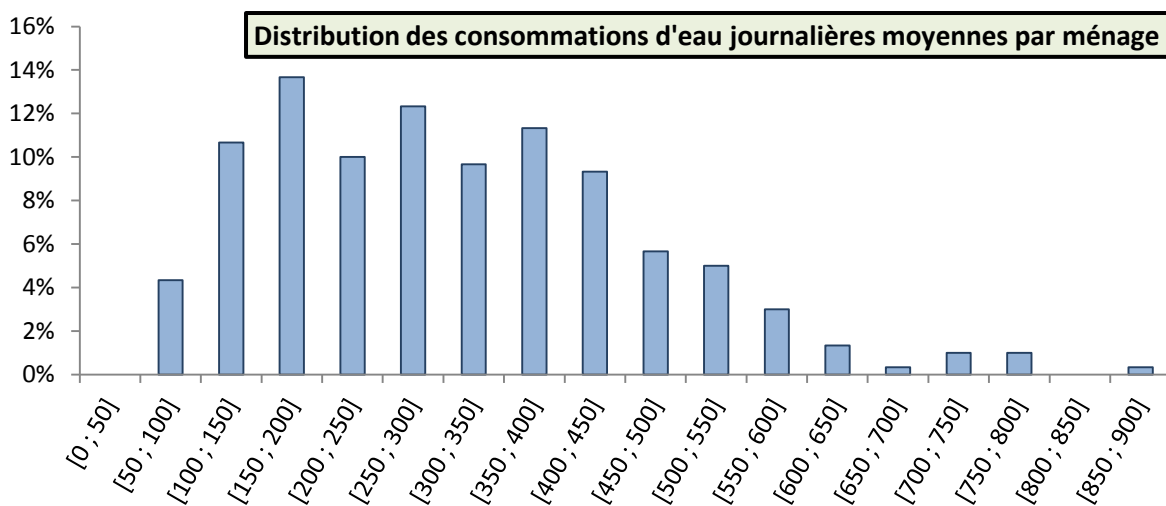


Figure 215 : Distribution des consommations d'eau journalières moyennes par ménage pour 100 ménages (modèle)

5.3.3 Validation du modèle

Les prévisions du modèle en termes de consommation d'eau chaude ont été comparés aux résultats d'une campagne de mesures (projet SCHEFF) portant sur un échantillon de 296 logements sur une année (90 000 consommations journalières étudiées). A notre connaissance, il s'agit de la campagne de mesures la plus importante réalisée à ce jour. L'analyse statistique révèle des consommations d'eau à 40 °C (au robinet) individuelles de 50 L/j en moyenne avec un écart-type de 30 L/j (Tekrane et Léger, 2012). Les résultats du modèle sont en très bonne adéquation avec ces valeurs (Tableau 88). Les besoins en eau à la température de stockage (ou de sortie de chaudière) correspondants ont été ajoutés au tableau. Ils sont de 34 L/(pers.j) en moyenne avec un écart-type de 14 L/(pers.j).

Remarque : pour la comparaison, les volumes d'eau chaude ont été traduits en volume d'eau à 40 °C. Par exemple 1 L à 37 °C pour la douche correspond, pour une température d'eau froide T_f , à $\frac{37-T_f}{40-T_f}$ L d'eau à 40 °C.

Tableau 88 : Récapitulatif des résultats du modèle et comparaison aux mesures

		Modèle	Mesures	
			Valeur	Source
Volume d'eau total en L/(pers.j)	Moyenne	137	137	C.I.EAU, 2006
	Ecart-type	46	-	-
Volume d'eau à 40 °C (au robinet) en L/(pers.j)	Moyenne	50	50	SCHEFF, 2012
	Ecart-type	31	30	SCHEFF, 2012
Volume d'eau à 55 °C (sortie ballon ou chaudière) en L/(pers.j)	Moyenne	34	-	-
	Ecart-type	14	-	-

Le modèle développé est utilisé pour les analyses de sensibilité et les propagations d'incertitudes réalisées au chapitre 6. L'influence sur les consommations d'énergie des paramètres suivants est étudiée :

- le volume d'eau attribué par individu pour la douche ;

- le volume d'eau consommé pour la vaisselle manuelle ;
- la gamme de performance des appareils électroménagers ;
- la part de la quantité de chaleur contenue dans l'eau chaude qui est transmise à l'air ambiant sous forme de chaleur sensible. Une valeur de 25 % est considérée par défaut.

5.4 Modélisation des usages de bureautique dans les bâtiments de bureaux

Une trame similaire à celle utilisée pour générer des courbes de charges d'électricité spécifique dans les logements peut être reproduite dans le cas des bureaux. Le modèle présente toujours trois étapes (attribution des appareils, définition de leurs caractéristiques et gestion des déclenchement), mais elles sont toutes largement simplifiées. La variété des équipements est moindre dans le cas des bâtiments de bureaux, donc le peuplement en appareils consiste essentiellement à affecter un poste informatique à chaque occupant. De même, les puissances des appareils concernés peuvent être modélisées par deux constantes correspondant au fonctionnement et à la veille. La probabilité de déclenchement, quant à elle, peut être fixée à 1 lorsque l'occupant est à son poste de travail, ce qui correspond à la sortie du modèle de présence décrit dans le chapitre 2. Les principaux appareils de bureautique partagés (imprimantes, scanners, photocopieurs) sont représentés par des puissances constantes.

La littérature ne propose pas, à notre connaissance, de modèle équivalent. Les données employées proviennent de la campagne de mesures dans 50 bâtiments déjà utilisée au chapitre 4 (Enertech, 2004b). Elles portent sur environ 300 postes informatiques instrumentés et 300 équipements périphériques.

5.4.1 Modélisation des postes de travail individuels

5.4.1.1 Taux d'équipement et puissances

Il est supposé que toute personne travaillant dans un bureau est équipée d'un ordinateur. Les taux d'équipements issus de la campagne de mesures sont récapitulés dans le Tableau 89 et les puissances dans le Tableau 90. La puissance d'un poste de travail est la somme des puissances des éléments qui le constituent. Un ordinateur portable peut être associé à un écran s'il est installé sur une station d'accueil²⁰⁰ (ou base). Trois gammes de performances sont définies. Suivant la méthode habituelle, elles correspondent chacune à un tiers des intervalles des puissances (p.ex. une unité centrale de la gamme A appelle entre 40 et 68 W en fonctionnement).

Depuis 2003, date de la campagne de mesure, la plupart des appareils ont dû être renouvelés. Le nombre de transistors des microprocesseurs sur les ordinateurs neufs a augmenté suivant la conjecture énoncée par Moore²⁰¹, mais il semble que l'évolution se soit ralentie pour différentes raisons (problèmes thermiques, effets quantiques parasites, contraintes économiques). L'augmentation du nombre de composants a été en partie contrebalancée du point de vue de la consommation d'électricité, par les progrès réalisés en matière d'efficacité énergétique. Il est donc délicat, en l'absence de mesures, d'estimer précisément l'ampleur de l'augmentation des puissances des ordinateurs entre 2003 et 2014. Les campagnes de mesures effectuées dans les logements (Enertech, 2008b) sont plus récentes. Par conséquent, nous avons choisi de transposer aux bâtiments de bureaux les puissances des appareils mesurées dans les logements. Les valeurs pour les

²⁰⁰ Cet appareil placé sur un bureau lui permet « d'accueillir » un ordinateur portable durant la journée de travail. Il facilite la connexion au réseau et aux périphériques de l'établissement, et permet d'utiliser des claviers et des écrans plus confortables que ceux des portables.

²⁰¹ http://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_de_Moore

ordinateurs portables sont similaires, mais les puissances des unités centrales (UC) dans le modèle sont supérieures aux puissances mesurées en 2003 (environ 80 W en moyenne au lieu de 50 W).

Les puissances en veille et à l'arrêt étaient identiques pour 94 % des écrans instrumentés en 2003. Nous considérons que c'est le cas pour l'intégralité des écrans actuels. Seules les UC les plus récentes en 2003 avaient des consommations similaires en veille et à l'arrêt. Nous considérons que toutes les UC actuelles présentent cette caractéristique. De plus, nous considérons une unique puissance lorsque l'UC est en marche, qu'elle soit utilisée ou non.

Tableau 89 : Répartition des types de postes informatiques individuels

Poste informatique	Part	Nombre moyen d'écrans
Poste fixes	83 %	1,2
Portable sans station	9 %	0
Portable avec station	8 %	1

Tableau 90 : Puissances des différents éléments constitutifs d'un poste de travail

Élément du poste de travail	Puissance (W)	
	Fonctionnement	Arrêt - Veille
UC	[40 ; 125]	[1 ; 4]
Portable seul	[13 ; 45]	[1 ; 3]
Ecran	[20 ; 60]	[1 ; 3]

5.4.1.2 Simulation du fonctionnement

Les scénarios de présence utilisés pour le calibrage ont été générés par le modèle développé au chapitre 2 avec les probabilités des différents types d'horaires par défaut. Le modèle suppose que les occupants allument leurs ordinateurs dès leur arrivée. En revanche, l'extinction est variable suivant les personnes, et la mise en veille dépend de la présence et du réglage de programmes de gestion automatisés.

5.4.1.2.1 Les unités centrales

D'après les mesures, 15 % des UC ne sont jamais éteintes²⁰² et 60 % le sont systématiquement à la fin de la journée de travail. Afin de reproduire les durées de fonctionnement observées durant l'enquête, deux probabilités, concernant les 25 % d'individus restants, ont été calibrées. Chacun d'eux est associé à une probabilité $P_{off,UC,4h}$ d'éteindre son UC lors d'un départ pour une durée d'absence supérieure à 4 h (soir de semaine), et une probabilité $P_{off,UC,24h}$ d'éteindre son UC lors d'un départ pour une durée d'absence supérieure à 24 h (week-end). La probabilité est nécessairement plus élevée pour une absence supérieure à 24 h, c'est à dire $P_{off,UC,24h} \in [P_{off,UC,4h}; 1]$. Il s'agissait donc de calibrer empiriquement l'intervalle de valeurs possibles pour $P_{off,UC,4h}$, de manière à reproduire la moyenne et la durée annuelle de fonctionnement mesurée. Il a ainsi été déterminé que $P_{off,UC,4h}$ devait être tirée sur $[0; 0,2]$ et $P_{off,UC,24h}$ sur $[P_{off,UC,4h}; 1]$.

²⁰² Parfois sur consigne émanant des responsables du parc informatique de l'entreprise.

Remarque : pour les 15 % d'individus qui n'éteignent jamais leur UC, $P_{off,UC,4h} = P_{off,UC,24h} = 0$ et pour ceux qui les éteignent systématiquement $P_{off,UC,4h} = P_{off,UC,24h} = 1$.

La correspondance entre le modèle et les mesures est illustrée Figure 216 avec les distributions des durées annuelles de fonctionnement issues du modèle et mesurées. La durée moyenne est de 4 004 h pour les mesures et 4 012 h pour le modèle (avec un écart-type de 2 726 h). Les trois types de gestion se distinguent nettement : aucune extinction, extinction variable et extinction tous les soirs et le week-end.

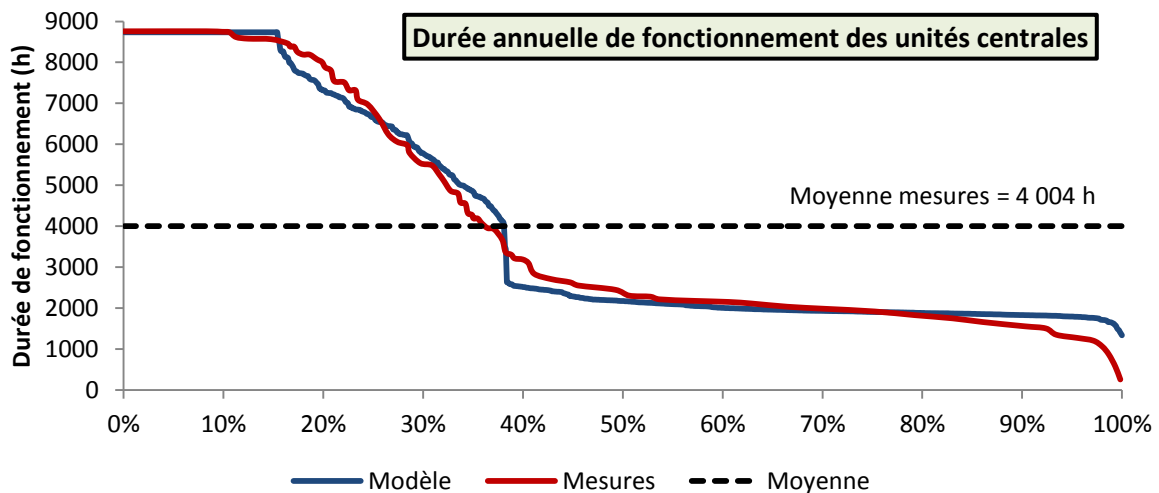


Figure 216 : Distributions des durées annuelles de fonctionnement des UC, issues du modèle pour 1 000 postes de travail simulés (bleu) et mesurées pour 292 UC

5.4.1.2.2 Les écrans

Les écrans sont systématiquement éteints ou mis en veille lors de l'extinction des UC, mais ils peuvent aussi être mis en veille lorsque les UC sont en fonctionnement. Lors de la campagne de mesure, 38 % des appareils étaient équipés d'un logiciel gestionnaire d'énergie. Cette valeur a été conservée pour le calibrage mais elle est augmentée à 75 % dans le modèle, car ces outils se sont très largement répandus depuis 2004 en raison du renouvellement du parc (ils équipent par défaut la quasi totalité des appareils neufs). Par défaut, les délais sont généralement fixés à 10 min mais les utilisateurs ont tendance à les augmenter pour des raisons de confort. Les délais observés sur les postes équipés de gestionnaires d'énergie étaient distribués comme indiqué sur la Figure 217. Les valeurs mesurées ont été reprises telles quelles dans le modèle.

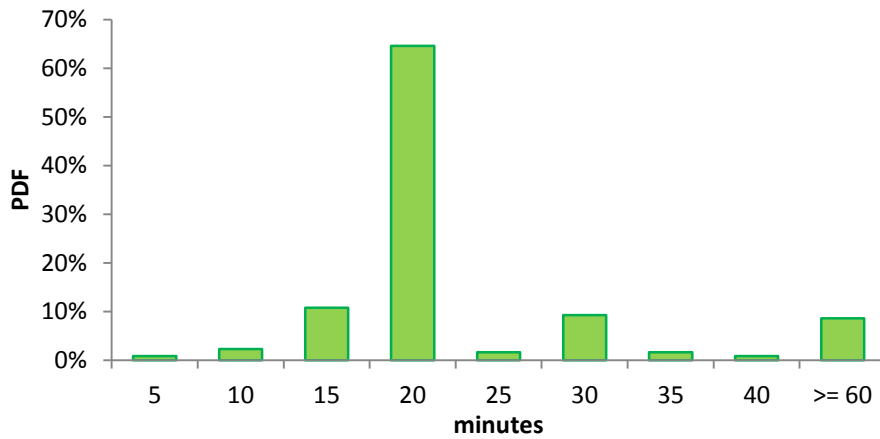


Figure 217 : Délai avant extinction des gestionnaires d'écran

Dans le modèle, chaque écran associé à un gestionnaire d'énergie se voit attribuer un délai par la MTI sur la distribution représentée Figure 217. Lorsque l'occupant quitte son poste de travail et n'éteint pas son UC, l'écran est mis en veille au terme du délai.

En considérant que les écrans sont éteints manuellement en même temps que les UC ou bien par les gestionnaires d'énergie, les durées de fonctionnement modélisées sont supérieures aux durées mesurées (3 160 h/an au lieu de 2 510). Un paramètre supplémentaire a donc été calibré : la probabilité qu'un occupant éteigne manuellement son écran, indépendamment de l'UC, lorsqu'il s'absente. En fixant cette probabilité à 0,3, les durées de fonctionnement des écrans sont de 2 490 h/an. Les distributions des durées annuelles de fonctionnement des écrans simulées et mesurées sont représentées Figure 218. Comme nous l'avons évoqué, le taux d'équipement en gestionnaire d'énergie est supérieur dans le modèle (75 %) à la valeur relevée durant la campagne de mesure (38 %). Avec ce taux actualisé, la durée de fonctionnement moyenne des écrans est de 1930 h/an.

La distribution des durées de fonctionnement des écrans fait apparaître trois catégories : les écrans non équipés de gestionnaire d'énergie et associés à des UC jamais éteintes (fonctionnement constant), les écrans non équipés de gestionnaire d'énergie et associés à des UC dont l'extinction est variable (durées de fonctionnement supérieures à 2 000 h), et enfin, les écrans équipés d'un gestionnaire d'énergie et/ou associés à des UC systématiquement éteintes après la journée de travail.

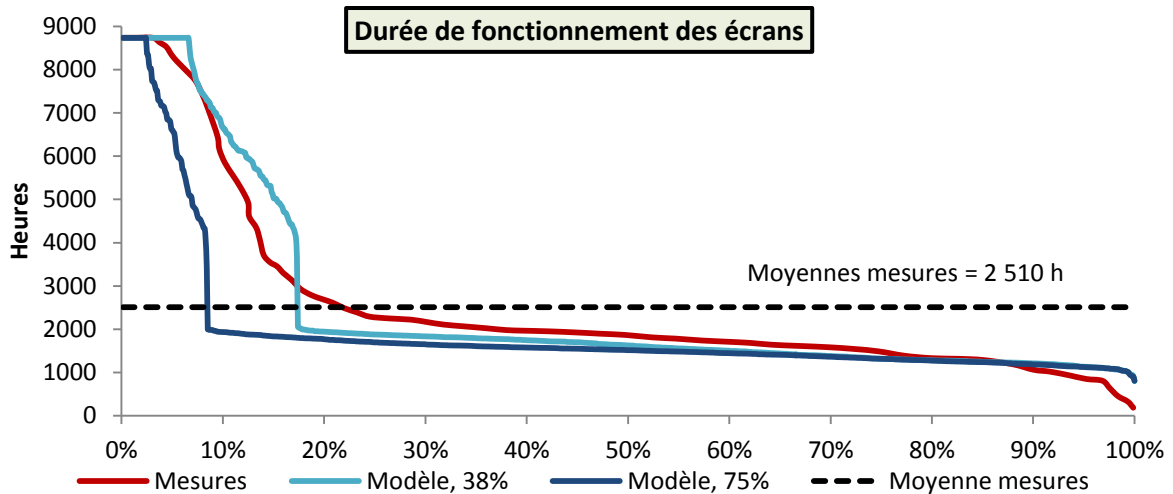


Figure 218 : Distributions des durées annuelles de fonctionnement des écrans, issue du modèle pour 1 000 postes de travail simulés (bleu) et mesurées pour 277 UC

5.4.1.2.3 Les ordinateurs portables

La campagne de mesure n'apporte pas d'informations sur les durées de fonctionnement des ordinateurs portables, comparables à celles fournies pour les unités centrales. Le modèle suppose que les portables contiennent tous un système de mise en veille automatique, et que les délais, choisis par les utilisateurs, suivent la même distribution de probabilité que les délais des gestionnaires d'énergie des écrans. Les probabilités d'extinction manuelle sont supposées identiques à celles des UC. Sous ces hypothèses, la durée annuelle de fonctionnement des ordinateurs est de 1 541 h en moyenne avec un écart-type de 149 h seulement (Figure 219).

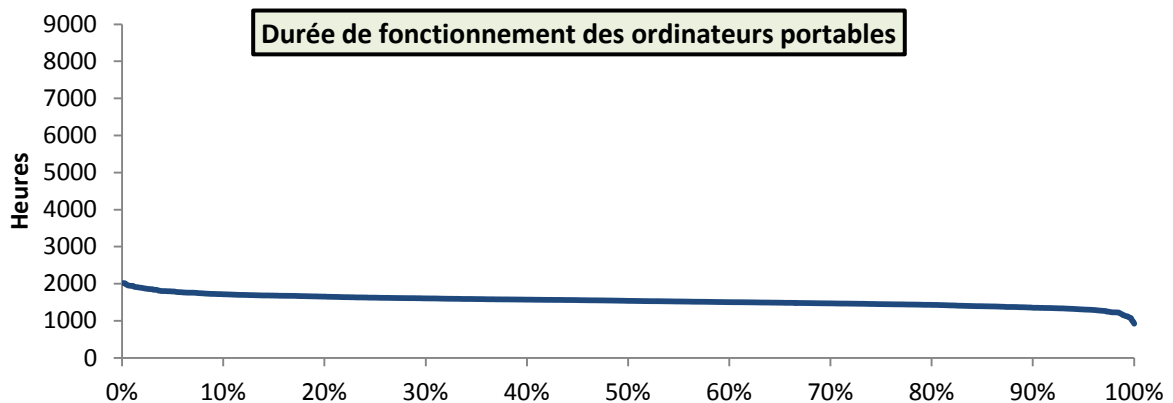


Figure 219 : Distribution des durées annuelles de fonctionnement des ordinateurs portables, issue du modèle pour 1 000 appareils simulés

5.4.2 Résultats du modèle pour les postes de travail individuels

5.4.2.1 Consommations annuelles

La distribution des consommations électriques annuelles par poste informatique est représentée à la Figure 220. La distribution équivalente mesurée n'est pas représentée car le modèle diffère des mesures en termes de puissances des ordinateurs (cf. § 5.4.1.1), de taux d'équipement en gestionnaires d'énergie et de durées de fonctionnement des ordinateurs portables. La

consommation annuelle moyenne d'après le modèle est de 384 kWh avec un écart-type de 281 kWh et des extremums de 44 et 1 494 kWh. Les mesures font état d'une consommation annuelle moyenne de 361 kWh avec des valeurs comprises entre 20 et 1 680 kWh. L'augmentation des puissances n'est donc pas compensée par la généralisation de l'usage des gestionnaires d'énergie.

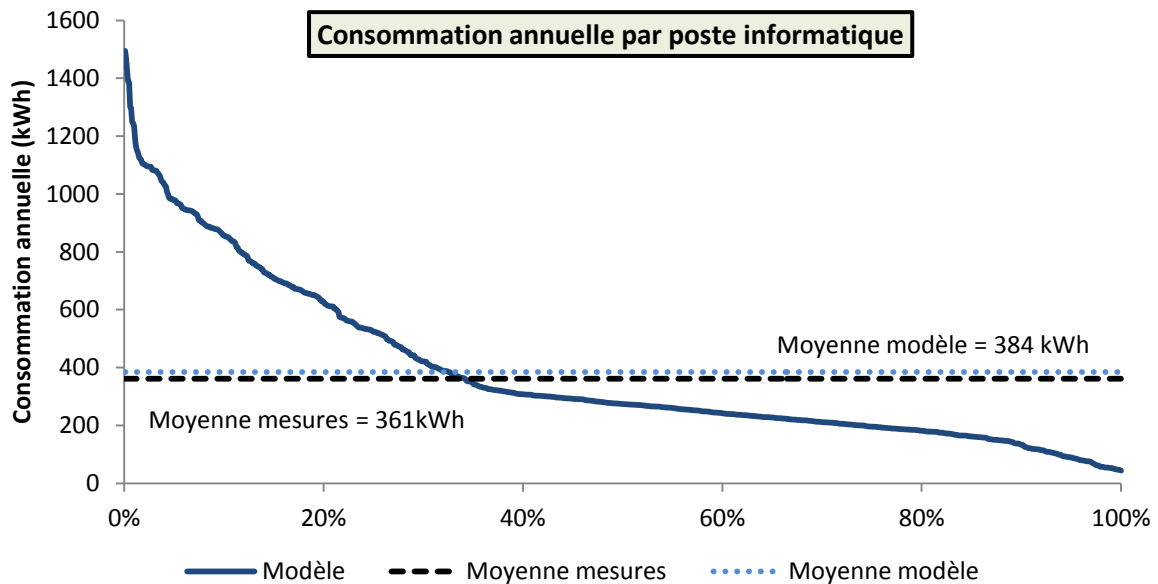


Figure 220 : Distribution des consommations annuelles par poste informatique, issue du modèle

5.4.2.2 Courbe de charge journalière

A chaque poste de travail est ajouté un téléphone fixe qui consomme en permanence entre 2 et 6 W. La Figure 221 présente plusieurs courbes de charge moyennes pour les jours ouvrés :

- la courbe de charge moyenne correspondant au modèle par défaut (orange) ;
- la courbe de charge moyenne obtenue si les postes informatiques (UC et écrans) sont éteints à chaque absence (bleu) ;
- la courbe de charge moyenne obtenue si les postes informatiques sont constitués d'un portable avec une base et d'un écran, et qu'ils sont éteints à chaque absence (vert) ;

Les puissances moyennes sur la journée sont respectivement de 60, 37 et 23 W. Le gain obtenu sur la consommation annuelle du simple fait d'éteindre le poste à chaque absence est de 120 kWh (217 jours travaillés en moyenne par an).

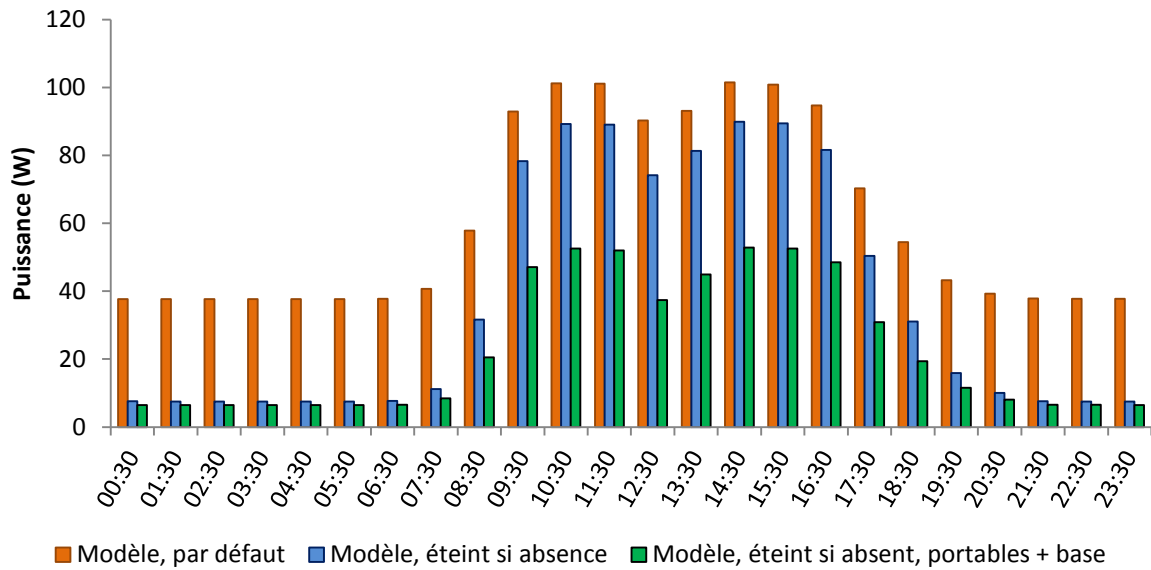


Figure 221 : Courbe de charge moyenne d'un poste de travail individuel sur un jour ouvré, avec le modèle par défaut (orange), en imposant que les ordinateurs soient éteints à chaque absence (bleu), et en imposant que les ordinateurs soient éteints à chaque absence avec uniquement des ordinateurs portables équipés de bases (vert)

L'influence des gammes de puissance et de la gestion des veilles sur la consommation énergétique totale du bâtiment Bureaux IZUBA Energies est analysée au chapitre 6.

5.4.2.3 Consommation mensuelle

Les consommations d'énergie des postes de travail individuels dépendent des longues absences dues aux arrêts maladie et surtout aux vacances. L'évolution mensuelle de la consommation est représentée Figure 222. Les absences dues aux vacances en été ont une incidence importante sur les consommations d'électricité, qui se répercute sur le confort thermique et/ou sur les charges de climatisation.

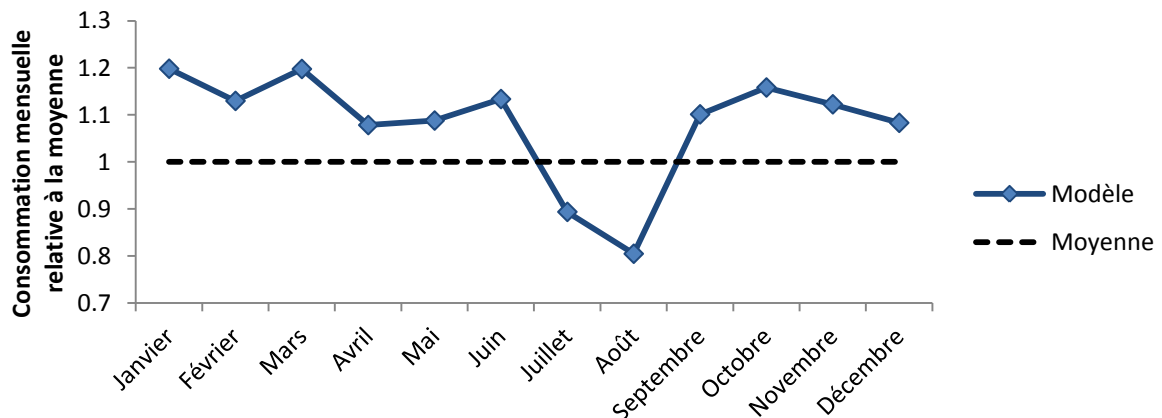


Figure 222 : Evolution mensuelle de la consommation d'énergie moyenne de 1 000 postes de travail individuels simulés

5.4.3 Modélisation des appareils partagés

Les principaux appareils de bureautique partagés ont été intégrés au modèle sous la forme de consommations constantes. Le nombre d'appareils d'un type donné est calculé pour le bâtiment en fonction du nombre de personnes qui y travaillent et d'un ratio moyen pour 100 occupants issu de

l'inventaire. Il y a par exemple 9 photocopieurs en moyenne pour 100 occupants. Si le bâtiment compte N_{occ} occupants, le nombre de photocopieurs du bâtiment est tiré aléatoirement dans une plage de +/- 50 % autour de $9 \frac{N_{occ}}{100}$, c'est à dire sur $\left[Ent\left(9 \frac{N_{occ}}{100} \cdot 0,5\right); Ent\left(9 \frac{N_{occ}}{100} \cdot 1,5\right) \right]$.

Le Tableau 91 récapitule les nombres d'appareils moyens pour 100 occupants ainsi que les plages de puissance utilisées pour le modèle.

Remarques :

- Les imprimantes (mono-fonction) sont les imprimantes « classiques » dont l'unique fonction est d'imprimer les documents à partir d'un ordinateur. Les imprimantes multifonctions regroupent plusieurs fonctions : imprimante (généralement réseau), scanneur, photocopieur et éventuellement téléphone-fax-répondeur. Elles peuvent être ou non connectées au réseau et à l'internet.
- Les postes informatiques partagés utilisés pour une fonction spécifique sont inclus parmi les serveurs.

Tableau 91 : Caractéristiques des appareils partagés modélisés

Appareil	Ratio pour 100 occ.	Puissance (W)
Imprimante laser	33	[20 ; 41]
Imprimante jet d'encre	18	[3 ; 6]
Fax	11	[10 ; 25]
Photocopieur	9	[40 ; 86]
Scanneur	9	[6 ; 16]
Imprimante multifonction	5	[50 ; 125]
Hub-Switch-Routeur	25	[6 ; 16]
Serveur	20	[100 ; 130]

Jusqu'à présent, dans les bâtiments de bureaux, nous avons seulement distingué les « pièces de bureaux », contenant uniquement des pièces qui accueillent des postes de travail, des « autres zones ». Pour les besoins de ce modèle, les « autres zones » doivent être affectées à un des types de zones de bureaux suivants : « circulation », « pièces communes » (réunion, formation), « local serveur » ou « autre zone de bureau » (toilettes-vestiaires, local technique, cuisine, cafétéria, stockage, etc.). Ces renseignements permettent de placer les appareils partagés dans les différentes zones à partir de règles prédéfinies et en fonction des surfaces des zones. Par exemple, les photocopieurs peuvent être situés dans les zones de type « pièces de bureaux » et « pièces communes ». Si le bâtiment compte une zone de ces deux types ayant des surfaces respectives de 25 et 75 m², alors, lorsqu'un photocopieur est créé, il a 25 % de chances d'être attribué à la zone de type « pièces de bureaux » et 75 % de chances d'être placé dans la zone de type « pièces communes ».

Cependant, tous les appareils électriques présents dans les bâtiments de bureaux n'ont pas pu être pris en compte. Pour les appareils suivants, des données existent (quoique les échantillons soient parfois restreints) pour modéliser leurs consommations, mais il manque les ratios d'équipement pour 100 occupants (ou par unité de surface) : projecteurs , machines à café sur pied, cafetières, réfrigérateurs, distributeurs de boisson, fontaines d'eau chaude & froide, fontaines d'eau chaude, téléphones de conférence, traceurs noir et blanc, traceurs couleur, destructeurs de

documents, vidéoprojecteurs, téléviseurs. Certains de ces appareils utilisent une quantité importante d'électricité. Les distributeurs de boisson par exemple consomment environ 3 000 kWh/an.

Lorsque des données seront disponibles pour modéliser l'ensemble de ces appareils, il deviendra envisageable de se passer totalement des scénarios déterministes pour simuler les bâtiments de bureaux. Pour l'instant, ils sont encore nécessaires pour les zones autres que les « pièces de bureaux ». Pour éviter les redondances entre les scénarios déterministes et les modèles stochastiques, les appareils affectés à des zones d'un type autre que « pièces de bureaux », ne sont pas pris en compte (puisque leurs consommations sont déjà intégrées dans les scénarios déterministes). En revanche, les appareils affectés à des « pièces de bureaux » sont conservés. Des imprimantes, des scanners et autres serveurs viennent donc s'ajouter aux postes de travail individuels dans ces zones.

La courbe de charge journalière moyenne par occupant d'une « pièce de bureaux » obtenue après l'ajout de ces appareils est représentée Figure 223. La puissance moyenne passe de 60 à 83 W avec la prise en compte des appareils partagés, soit une hausse de 37 %.

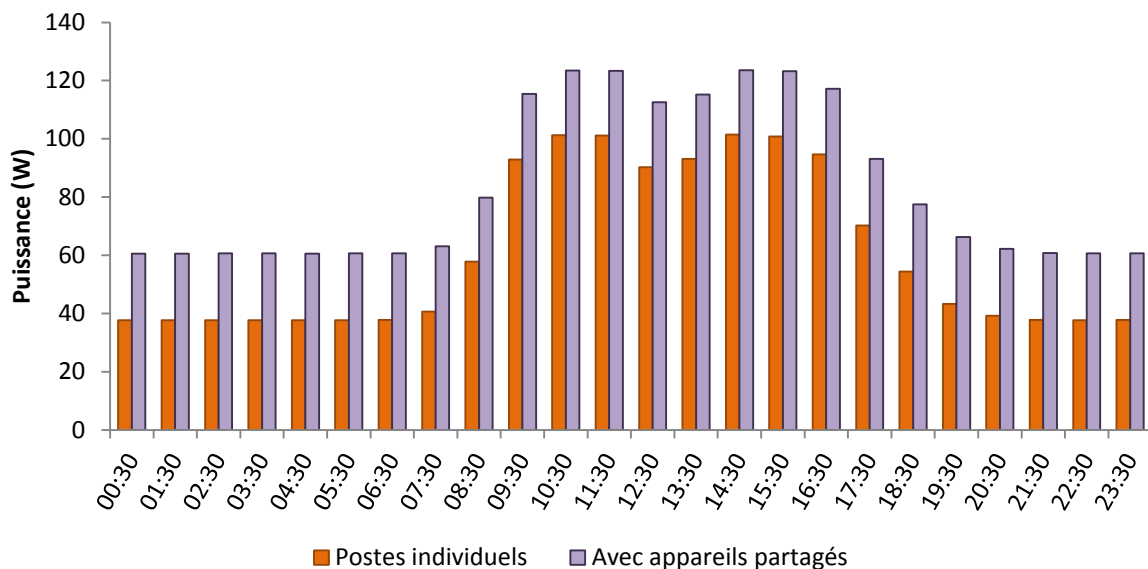


Figure 223 : Courbes de charge journalière moyenne par occupant d'une « pièce de bureaux », postes de travail individuels uniquement (orange) et complète incluant les appareils partagés (violet)

5.5 Discussion, conclusion du chapitre

5.5.1 Discussion

A notre connaissance, il n'a pas été réalisé de campagnes de mesures des appareils électriques domestiques plus importantes que celles utilisées pour calibrer le modèle dédié aux usages d'électricité spécifique dans les logements. Etant donné le nombre d'appareils de chaque type suivis, un calibrage a pu être réalisé type d'appareil par type d'appareil. Les probabilités de déclenchements conditionnées par une activité ont été calibrées de manière à reproduire la courbe de charge journalière moyenne, et *a fortiori*, la consommation annuelle moyenne. La diversité générée par le modèle a ensuite pu être évaluée en comparant les distributions des consommations annuelles et des durées de fonctionnement (et pas seulement les valeurs moyennes) produites par le modèle, avec les distributions mesurées (§ 5.1.6). Le fait que les distributions issues du modèle et issues des mesures soient en bonne (et parfois très bonne) adéquation, a presque valeur de validation pour le modèle. Pour autant, nous préférons parler de « vérification du bon comportement du modèle » dans la mesure où les distributions reproduites proviennent de la même base que les moyennes ayant servi de support au calibrage. Une procédure de validation sur des données indépendantes devrait être entreprise, afin de s'assurer du réalisme des courbes de charge produites à l'échelle de plusieurs logements agrégés, voire d'un parc de bâtiments. En vue d'analyser la correspondance entre courbes de charges générées et mesurées, une méthode permettant d'estimer la distance en termes d'amplitude et de déphasage temporel, telle que celle proposée par Grandjean (2013), pourrait être mise en œuvre.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour améliorer le modèle de simulation de l'utilisation de l'éclairage domestique, notamment l'introduction d'une dépendance horaire des probabilités d'allumage des éclairages principaux et surtout secondaires. Leur mise en œuvre devrait permettre une meilleure prédiction des consommations durant la nuit et le début de matinée, ainsi qu'en début de soirée. Le modèle actuel est fonction des activités des habitants, de l'heure, de la position géographique et de la saison. Un nouveau modèle, incluant des calculs d'éclairement pourrait être développé en lien avec un modèle de gestion des occultations dans les logements. Pour ce faire, des mesures (présence + températures et éclairages intérieur et extérieur), circonstanciées (climat, densité d'habitat) dans la mesure du possible, sont nécessaires.

Les consommations d'ECS produites par le modèle de puisage d'eau ont pu être validées en termes de moyenne et d'écart-type sur les consommations journalières par individu. Les profils horaires de puisage en revanche n'ont pu être évalués que de manière qualitative.

Pour les modèles consacrés aux usages électriques de manière générale, des mises à jour des performances des équipements du parc devront être réalisées à intervalles réguliers (électroménager, luminaires, informatique, audiovisuel, etc.). La nature explicite et transparente des modèles facilite ce travail, pour peu que des données soient disponibles.

5.5.2 Conclusion du chapitre

Ce chapitre avait pour objectif l'intégration, dans les modèles couplés à l'outil de STD, de deux composantes du comportement des occupants : les usages d'électricité spécifique (logements et bureaux) et les consommations d'ECS (logements). La littérature fait état de modèles permettant de

simuler l'utilisation d'appareils électriques et de l'éclairage artificiel dans les logements, mais ils manquent de précision à l'échelle d'une habitation et n'intègrent pas suffisamment de diversité. Concernant les usages de bureautique dans les bâtiments tertiaires ou les consommations d'ECS dans les logements, l'état de l'art ne présente aucune tentative de modélisation fine. Par conséquent, quatre modèles originaux ont été proposés.

Le premier attribue des appareils électriques domestiques aux ménages en fonction de leurs caractéristiques sociodémographiques, définit les caractéristiques de fonctionnement et de veille individualisées des appareils, puis simule leur utilisation à partir des scénarios d'activités des habitants. Ce modèle repose sur la plus importante base de données de consommations électriques par appareil à l'heure actuelle. Les probabilités de déclenchement ont été calibrées de manière à reproduire avec une grande précision les courbes de charge journalières moyennes mesurées par type d'appareil. De plus, la diversité générée par le modèle a été évaluée en comparant le modèle et les mesures en termes de distributions des durées de fonctionnement et des consommations annuelles par appareil. Quand les modèles de la littérature n'ont été comparés à des mesures qu'à l'échelle agrégée de plusieurs logements, le modèle fait état de bonnes performances à ce niveau de détail.

Le deuxième modèle équipe les différentes pièces des logements en luminaires, puis simule l'utilisation de l'éclairage en fonction de la présence des habitants, de la localisation, de l'heure de la journée et du mois de l'année. Les taux d'équipements, détaillés par type de source, ainsi que les probabilités de déclenchement, sont calibrés pour chaque type de pièce, à partir de statistiques portant sur l'intégralité des luminaires de 100 logements. Le modèle génère une variété réaliste en termes de puissances installées, et reproduit, pour chaque type de pièce, les principales évolutions saisonnières et horaires de la demande d'éclairage.

Les deux modèles sont utilisés dans la thèse pour générer des scénarios d'apports internes précis et corrélés aux caractéristiques des ménages. Cependant, leur champ d'application est plus vaste puisqu'ils peuvent fonctionner de manière indépendante. Affranchis des temps de calculs de la STD, ils génèrent efficacement des courbes de charge électriques annuelles avec une résolution de 10 minutes pour un grand nombre de logements.

Les perspectives d'utilisation concernent :

- la prise en compte de la dynamique du mix de production d'électricité dans l'évaluation des impacts environnementaux des bâtiments et des quartiers par analyse de cycle de vie ;
- les réseaux intelligents (*smart-grids*) ;
- l'étude de l'adéquation entre production d'électricité renouvelable et consommation à l'échelle d'un îlot ou d'un quartier ;
- la maîtrise de la demande d'énergie.

Le troisième modèle génère des profils de puisage d'eau chaude et froide, en associant des postes de consommation (correspondant à des volumes variables et des températures d'eau) aux activités des habitants. Le calibrage repose sur une enquête et des modélisations des consommations unitaires réalisées par le Centre d'Information sur l'Eau. Les moyennes et les écarts-types des consommations d'ECS par habitant ont été validées grâce aux données d'une campagne de mesures dans 300 logements. L'évolution horaire des profils de puisage n'a été qu'appréciée qualitativement. Ce modèle est couplé à des modèles de production solaire, de stockage et de distribution de l'ECS.

Le quatrième modèle s'adresse aux usages de bureautique des bâtiments tertiaires. Sur la base de mesures collectées dans 50 bâtiments de bureaux, un poste de travail individualisé est attribué à chaque occupant. Il est supposé systématiquement allumé en cas de présence de l'occupant, tandis que l'extinction, manuelle ou automatique, est variable. La diversité des durées de fonctionnement et des consommations annuelles est bien reproduite par le modèle et les variations horaires et saisonnières bénéficient de la précision du modèle de présence développé au chapitre 2. Les principaux appareils partagés (imprimantes, serveurs, etc.) ont été modélisés sous la forme d'une consommation constante, cependant que d'autres appareils, potentiellement très consommateurs (p.ex. les fontaines et les distributeurs de boissons), n'ont pas pu être intégrés par manque de données.

Tous les modèles sont transparents et explicites. Des évolutions en matière de performance énergétique, de technologie (p.ex. pour les luminaires ou les téléviseurs), ou de taux d'équipement peuvent être intégrées directement.

Les modèles sont couplés à l'outil de STD et ne requièrent aucune entrée supplémentaire par rapport aux modèles des chapitres 2 et 3. Des paramètres peuvent être fixés, comme les gammes de performance des appareils ou de l'éclairage, les volumes des douches ou la gestion des veilles. Ils sont intégrés aux analyses de sensibilité du chapitre suivant.

Chapitre 6 : Analyses de sensibilité et propagations d'incertitudes sur trois études de cas

Résumé du chapitre:

Ce chapitre a pour objectifs d'identifier les facteurs les plus influents des modèles développés au cours des chapitres précédents, de comparer leurs influences à celles des facteurs du modèle thermique (enveloppe du bâtiment, climat et systèmes), et d'évaluer les incertitudes liées à l'occupation sur les consommations d'énergie et sur le confort.

Les temps de calcul sont une contrainte forte, puisque les modèles stochastiques nécessitent la réalisation de séries de simulation pour estimer la valeur d'une sortie avec un jeu de paramètres donné. Un état de l'art des méthodes d'analyse de sensibilité identifie la méthode de Morris comme étant un bon compromis entre précision et temps de calcul. Elle permet de parcourir efficacement l'espace des entrées, et de hiérarchiser les facteurs par ordre d'influence, en fonction de l'effet de leur variation sur la sortie.

Les bâtiments étudiés sont la maison I-BB, le bâtiment Bureaux IZUBA Energies et un immeuble rénové comprenant 16 logements. La méthode de Morris est utilisée pour hiérarchiser les facteurs du modèle thermique en utilisant des scénarios d'occupation déterministes. Seuls les plus influents sont intégrés à l'analyse de Morris incluant les facteurs liés à l'occupation, pour laquelle des séries de simulation doivent être réalisées. Les grandeurs d'intérêt sont les besoins de chauffage, le bilan en énergie primaire et des indicateurs de confort. Les analyses révèlent dans l'ensemble, que ces sorties sont plus dépendantes de l'incertitude sur les paramètres des modèles d'occupation que de l'incertitude sur les paramètres du modèle thermique.

Des propagations d'incertitudes, réalisées par la méthode de Monte-Carlo, permettent d'obtenir des distributions des sorties. Les incertitudes, portées essentiellement par l'occupation, apparaissent plus ou moins importantes selon les sorties et les bâtiments étudiés. L'étude de cas sur l'immeuble résidentiel démontre que la propagation d'incertitudes incluant les modèles d'occupation, peut être employée pour définir un intervalle de confiance des consommations de chauffage et d'ECS, dans le cadre d'un processus de garantie de performance énergétique (GPE). Il s'agit d'un résultat important, dans la mesure où la prise en compte de l'occupation, considérée par certains acteurs du bâtiment comme trop complexe, constitue une des principales entraves au développement de la GPE.

6.1 Méthodologie

Des travaux ont été menés au sein du groupe de recherche ETB, pour mettre en application des méthodes d'analyse de sensibilité (AS) sur le logiciel *COMFIE* (Leconte, 2010 ; Wodli, 2012 ; Recht et al., 2014 ; Munaretto, 2014). Ils visaient à étudier la sensibilité du modèle à des paramètres caractérisant l'enveloppe (p.ex. les conductivités thermiques ou les capacités calorifiques des matériaux, les infiltrations d'air, le facteur solaire des vitrages, etc.), ou l'environnement du bâtiment (rayonnement solaire, albédo des surfaces environnantes, etc.). Cette section s'appuie sur ces travaux précédents avec pour objectifs :

- ✓ La réalisation d'une AS sur les paramètres liés à la modélisation du comportement des occupants. Il s'agit d'identifier quels éléments incertains relatifs à l'occupation ont le plus d'influence sur les consommations d'énergie des bâtiments et sur le confort thermique.
- ✓ La quantification de l'incertitude sur les consommations d'énergie liée aux incertitudes sur l'enveloppe thermique et sur les données climatiques.
- ✓ La quantification de l'incertitude sur les consommations d'énergie liée à l'incertitude sur le comportement des occupants.
- ✓ La quantification de l'incertitude globale sur les consommations d'énergie, qui ouvre la voie à un processus de GPE.

6.1.1 Intérêt des analyses de sensibilité globales

Soit un modèle \mathcal{F} comportant K facteurs incertains et $x = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ le vecteur comprenant l'ensemble de ces facteurs. L'analyse de sensibilité de \mathcal{F} vise à évaluer la part de l'incertitude de la sortie $y = \mathcal{F}(x)$ due à l'incertitude de chacun des K facteurs. Ici, le modèle est le logiciel *COMFIE* couplé au module « Occupation », et la sortie est une consommation d'énergie ou un indicateur de confort thermique. L'analyse porte sur une centaine de facteurs incertains ayant trait à l'enveloppe, au climat et aux systèmes, que nous regroupons sous l'appellation « facteurs du modèle thermique », et une trentaine de facteurs incertains liés à l'occupation.

Remarques sémantiques : Nous employons le terme « facteur » pour regrouper des entrées (éléments modifiables par l'utilisateur) et des paramètres internes du modèle. Le terme « incertitude » englobe parfois la variabilité des entrées : dans la mesure où une entrée n'est pas fixée, elle est susceptible de prendre n'importe quelle valeur de son espace de définition. « Sensibilité du modèle à l'incertitude de l'entrée » et « sensibilité du modèle à la variabilité de l'entrée » sont alors synonymes. Par exemple, lorsque l'on ne connaît pas la température de consigne et que l'on étudie l'influence de sa variation entre 18 et 24 °C sur la sortie, l'incertitude tient essentiellement à l'impossibilité de fixer la variable d'entrée et peu à l'incertitude au sens « incertitude de mesure de la sonde du thermostat » ou « approximation numérique du modèle ».

Les analyses de sensibilité les plus simples à mettre en œuvre sont les analyses dites locales (ASL). Elles consistent à fixer une variation à l'ensemble des facteurs autour d'une valeur nominale $x^0 = (x_{1,0}, x_{2,0}, \dots, x_{K,0})$, puis à calculer la dérivée partielle de la sortie y relativement aux facteurs d'entrée. Généralement l'intervalle de variation est commun à tous les facteurs et il est donné par un certain pourcentage (10 % par exemple). Cette approche souffre de plusieurs limites :

- elle interroge le modèle autour d'un seul point dans l'espace des entrées donc ne fonctionne que si le modèle est monotone et linéaire ;

- elle n'offre aucune indication sur les interactions entre les différents paramètres.

Pour ces raisons, les analyses de sensibilité globales (ASG), qui étudient la variabilité de y induite par les variations de x sur l'ensemble de son domaine d'incertitude, sont de plus en plus préférées aux ASL (grâce notamment aux capacités informatiques accrues qui les rendent possibles). A la différence des ASL, les analyses globales balayent les intervalles de définition des facteurs incertains et envisagent des modifications simultanées de plusieurs facteurs. De plus, elles calculent des indices de sensibilité qui permettent de caractériser l'influence des facteurs ou d'étudier leurs corrélations.

6.1.2 Impossibilité de mise en œuvre de la méthode de Sobol

Le modèle que nous analysons n'est ni linéaire ni monotone vis-à-vis d'un certain nombre de paramètres d'entrée (par exemple l'épaisseur des isolants, la surface des vitrages et, selon toute vraisemblance, un certain nombre de paramètres liés aux occupants). Par ailleurs, nombre de paramètres sont corrélés et nous souhaitons prendre en compte ces corrélations. La méthode de Sobol semble toute indiquée pour mener à bien cette tâche, si l'on se réfère à la synthèse des méthodes d'AS proposée par (Iooss, 2010) et illustrée sur la Figure 224.

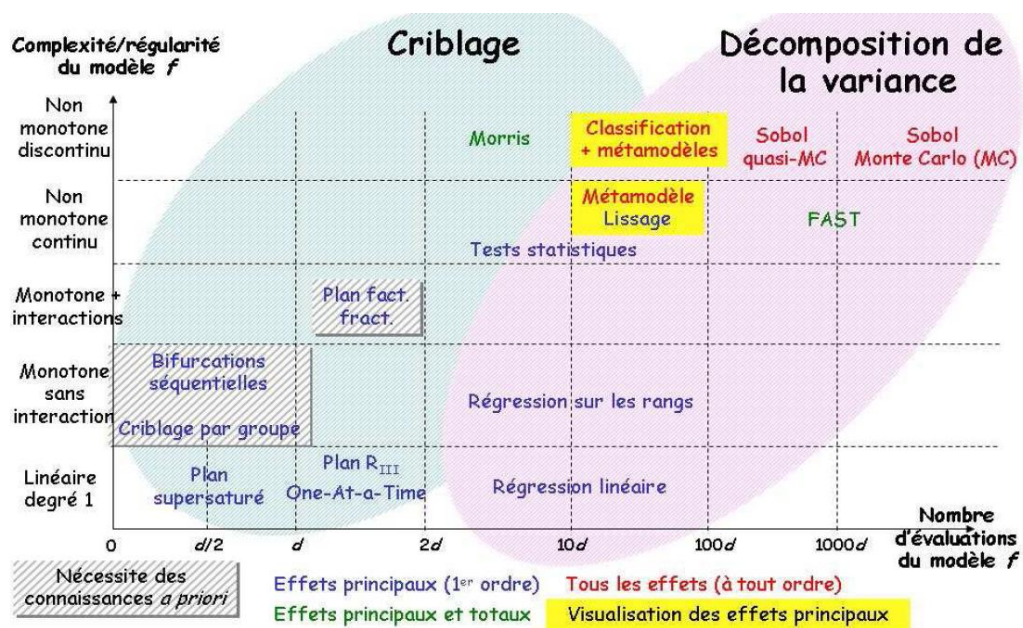


Figure 224 : Synthèse détaillée des méthodes d'AS. Source : (Iooss, 2010)

Cette méthode présente une contrainte importante : l'évaluation des indices de Sobol requiert un nombre très élevé d'évaluations de la sortie. Si l'on se contente d'estimer les indices du premier ordre et les indices totaux (cf. annexe H) suivant la méthode, économe en calculs, proposée par Saltelli et al. (2008), ce nombre atteint $(K + 2) \times N$ avec N la taille de l'échantillon (i.e. le nombre de tirage de chaque facteur). Avec les modèles stochastiques, l'évaluation de la sortie nécessite 250 simulations ce qui porte le nombre total de simulations à $250 \times (K + 2) \times N$.

Empiriquement, Munaretto (2014) avait observé que 1 000 tirages ($N = 1000$) n'étaient pas toujours suffisants pour atteindre la convergence des indices pour les modèles de bâtiment. Lorsque les paramètres à évaluer sont nombreux, un criblage peut être effectué préalablement au calcul des indices afin de se limiter aux facteurs les plus influents. Cependant, même à supposer que

10 facteurs se dégagent et que l'analyse peut leur être circonscrite, le nombre de simulations nécessaires pour estimer les indices de Sobol s'élève, au minimum, à $250 \times (10 + 2) \times 1\,000 = 3$ millions. Avec un ordinateur puissant disposant de 6 cœurs, et en parallélisant les simulations (2 simulations simultanées par cœur) qui durent environ une minute, le temps de calcul est de $3 \cdot 10^6 / (6 \times 2 \times 24 \times 60) = 174$ jours. En l'absence de moyens informatiques supplémentaires²⁰³, l'estimation des indices de Sobol pour les modèles stochastiques n'a pas été entreprise dans le cadre de cette thèse.

Notre choix s'est porté sur la méthode, moins coûteuse, de Morris (1991), qui repose sur la réalisation successive de plusieurs plan d'expériences. Il n'est plus question désormais de calculer des indices de sensibilité, c'est à dire de quantifier précisément l'influence d'un paramètre de sortie. Les indices de Sobol peuvent s'interpréter directement en termes de part d'explication de la variance de la sortie (par exemple, « l'incertitude sur le nombre d'occupants explique 14 % de l'incertitude sur les besoins de chauffage »), mais la méthode de Morris ne permet qu'une hiérarchisation qualitative des paramètres par ordre d'influence (par exemple, « l'incertitude sur le nombre d'occupants a plus d'influence sur les besoins de chauffage que l'incertitude sur l'âge des occupants »). La méthode de Morris est souvent utilisée pour sélectionner les paramètres à intégrer à l'analyse de Sobol.

6.1.3 Méthode du plan d'expériences

Les plans d'expériences discrétisent chaque facteur x_j en un certain nombre de modalités ou niveaux Q_j équiprobables. Ils visent généralement à construire un métamodèle sous la forme d'un polynôme²⁰⁴ dont les coefficients rendent compte de l'influence des facteurs. Classiquement, un seul facteur est modifié à chaque nouvelle expérience, on parle alors de plan « *one at a time* » (OAT). Cette démarche néglige les effets d'interactions entre les paramètres et ne considère qu'une faible partie de l'espace de variations.

Les plans factoriels permettent de prendre en considération des interactions en prévoyant une modification simultanée des paramètres. Un plan factoriel complet explore la totalité de l'espace d'entrée, c'est à dire que l'expérience est reproduite pour l'intégralité des combinaisons possibles des différents facteurs (il y en a $\prod_{j=1}^K Q_j$). La méthode devient rapidement fastidieuse avec l'accroissement du nombre de facteurs et de niveaux. Il est parfois judicieux de négliger certaines interactions en privilégiant un plan fractionnaire (ou plan factoriel fractionné). Il s'agit alors de sélectionner un nombre restreint de combinaisons afin de fournir les informations désirées de façon plus économique en termes de nombre de simulations. Le choix des arrangements à conserver s'effectue selon une méthodologie précise, et peut faire appel aux matrices d'Hadamard ou aux tables orthogonales de Taguchi.

²⁰³ Les ordinateurs disponibles peuvent être mis à contribution (et l'ont été), notamment le week-end, mais il faut alors diviser les échantillons et rassembler ensuite les résultats ce qui peut être laborieux. Par ailleurs 174 jours répartis sur 10 postes représentent tout de même deux semaines et demi par poste. Plusieurs pistes sont en voie d'exploration au sein du groupe de recherche ETB pour accéder à des clusters de calcul.

²⁰⁴ En considérant les interactions jusqu'à l'ordre deux par exemple, le polynôme construit est de la forme :

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^K \beta_i x_i + \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^K \beta_{ij} x_i x_j, \text{ où les } \beta \text{ sont les coefficients estimés.}$$

Dans notre cas, l'utilisation d'un plan factoriel complet est inenvisageable étant donné le nombre de paramètres et de niveaux. Pour ce qui est de la réalisation d'un plan fractionnaire, la plupart des méthodes nécessitent de définir manuellement les expériences à réaliser et les interactions à négliger. Si le modèle est *a priori* non-linéaire et non-monotone (et qu'il est par conséquent nécessaire de balayer largement l'espace des entrées), et si l'on ne souhaite préjuger d'aucune interaction entre les facteurs, la méthode de Morris offre une solution adéquate pour hiérarchiser les facteurs d'entrée par ordre d'influence.

6.1.4 Méthode de Morris

Cette méthode, proposée par Morris (1991), consiste à réaliser successivement r plans OAT. Les valeurs de $r = 5$; $r = 10$ ou $r = 20$ sont les plus couramment employées dans la littérature. Chaque facteur x_j est discrétisé en Q_j niveaux $(x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,Q_j})$ équiprobables. Dans le cadre de cette étude, nous avons retenu de deux à six niveaux en fonction des paramètres d'entrée. On notera que la méthode de Morris impose un échantillonnage uniforme, alors qu'avec la méthode de Sobol, les paramètres incertains peuvent suivre n'importe quelle densité de probabilité.

Pour la première répétition ($i = 1$), la combinaison initiale (déterminée aléatoirement) est évaluée puis un facteur x_m ($m \in \llbracket 1; K \rrbracket$) est déplacé d'un pas δ_m et l'évaluation correspondante est réalisée, puis à partir de cette combinaison, un facteur $x_{m'}$ est déplacé d'un pas $\delta_{m'}$ et l'évaluation correspondante est réalisée, etc. Lorsque les K facteurs ont été modifiés séquentiellement, dessinant ainsi un « chemin » à partir de la combinaison de départ, on passe à la répétition $i + 1$ jusqu'à achever les r répétitions. Chaque facteur x_j a donc été modifié r fois, et selon toute vraisemblance, à partir de r points différents de l'espace des entrées, ce qui permet de dépasser les limites d'un plan OAT classique en prenant en compte les effets non linéaires et les interactions.

La méthode nécessite donc $n = r(K + 1)$ évaluations du modèle au total. Concernant le pas de déplacement δ , Morris conseille de le prendre supérieur à la distance entre deux niveaux successifs ($x_{j,k} + \delta_j > x_{j,k+1}$). Plus exactement, il propose, pour une raison d'uniformité, de choisir un niveau de discrétisation Q pair et une longueur de pas (normalisée) $\delta_{normalisé} = \frac{Q}{2(Q-1)}$ à partir des ensembles de définition normalisés des facteurs. La normalisation, nécessaire au calcul des effets élémentaires (voir ci-après) permet d'échelonner la plage de variation des facteurs entre 0 et 1, quelles que soient leurs unités. L'intervalle de définition de x_j , $(x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,Q_j})$, est transformé en $(\frac{x_{j,1}-x_{j,1}}{x_{j,Q_j}-x_{j,1}}, \frac{x_{j,2}-x_{j,1}}{x_{j,Q_j}-x_{j,1}}, \dots, \frac{x_{j,Q_j}-x_{j,1}}{x_{j,Q_j}-x_{j,1}})$, c'est à dire $(0, \frac{1}{Q_j-1}, \frac{2}{Q_j-1}, \dots, 1)$ si la distance entre deux niveaux successifs est constante (i.e. $x_{j,k+1} - x_{j,k} = cste \forall k \in \llbracket 1, Q_j - 1 \rrbracket$). En pratique, si $Q_j = 6$, alors $\delta_{j,normalisé} = \frac{3}{5}$ et, en arrondissant, un pas fait passer de $x_{j,k}$ à $x_{j,k+3}$ (si $k = Q_j$, on considère que $x_{j,k+1} = x_{j,1}$).

A chaque répétition i ($i \in \llbracket 1, r \rrbracket$), un effet élémentaire E_j^i par facteur x_j est calculé :

$$E_j^i = \pm \frac{\mathcal{F}(x_1^i, \dots, x_j^i \pm \delta_j, \dots, x_K^i) - \mathcal{F}(x_1^i, \dots, x_j^i, \dots, x_K^i)}{\delta_{j,normalisé}} \quad (6.1)$$

Lorsque toutes les simulations sont achevées, les moyennes des valeurs absolues μ_j^* et les écarts-types σ_j des effets de chacun des facteurs (i.e. K moyennes et K écarts-types) sont calculés :

$$\mu_j^* = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r |E_j^i| \quad (6.2)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{i=1}^r (E_j^i - \mu_j^*)^2} \quad (6.3)$$

Ces indices permettent de classer les facteurs en trois catégories :

- Ceux qui ont des effets négligeables (μ_j^* et σ_j faibles, catégorie 1 sur la Figure 225).
- Ceux qui ont des effets linéaires et sans interaction (μ_j^* relativement importante et σ_j faible, catégorie 2 sur la Figure 225). En effet, l'importance de la moyenne des valeurs absolues des effets indique une contribution de ce facteur à la dispersion de la sortie, tandis que la faiblesse de son écart-type indique que son effet sur la sortie est linéaire (puisque l'effet est similaire à chaque fois qu'on modifie le facteur du même pas δ quel que soit son niveau d'origine) et indépendant de la valeur des autres paramètres²⁰⁵.
- Ceux qui ont des effets non linéaires et/ou des interactions (μ_j^* et σ_j relativement importants, catégorie 3 sur la Figure 225). Si l'écart-type des effets d'un facteur est important, cela signifie que son influence sur la sortie varie d'une répétition à une autre, mais rien ne permet de déterminer si cette variabilité est due au niveau d'origine du facteur en question (linéarité) ou aux niveaux des autres facteurs (interactions), puisque tous les niveaux ont potentiellement changé d'une répétition à une autre.

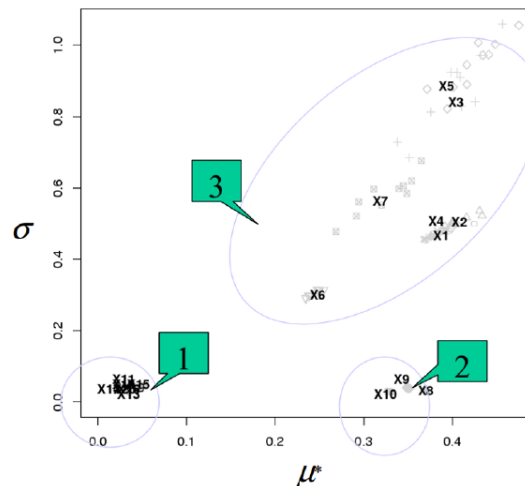


Figure 225 : Exemple de résultats pour la méthode de Morris, source (Iooss, 2010)

La distance d_j^* entre l'origine et le point relatif au paramètre x_j dans le repère $(0, \mu^*, \sigma)$ permet d'établir un classement des facteurs selon leur influence.

²⁰⁵ Il est hautement improbable que le facteur x_j ne soit pas indépendant et que son effet soit constant sur l'ensemble des répétitions (comme l'indique la faiblesse de son écart type), alors que tous les autres facteurs sont à chaque fois à des niveaux différents lorsque le facteur x_j est modifié.

$$d_j^* = \sqrt{\mu_j^{*2} + \sigma_j^2} \quad (6.4)$$

Pour faciliter la comparaison, les distances d_j^* sont normalisées. L'indicateur correspondant, noté $rang_j$, est défini par

$$rang_j = \frac{d_j^* - \min(d^*)}{\max(d^*) - \min(d^*)} \quad (6.5)$$

La méthode de Morris a été utilisée pour plusieurs études dans le domaine de l'énergétique du bâtiment (voir Tian (2013) pour une revue bibliographique récente), mais jamais pour des études incluant des modèles de comportement des occupants. Dans cette étude, elle est utilisée pour :

- Sélectionner, parmi la centaine de facteurs incertains du modèle thermique, ceux qui influencent le plus les besoins de chauffage. A cette étape, la méthode est appliquée sans les modèles stochastiques, ce qui permet de s'exempter des 250 simulations nécessaires à la convergence des sorties pour un jeu de paramètres donné.
- Hiérarchiser par ordre d'influence, un ensemble de facteurs constitué des facteurs liés à l'occupation et des facteurs du modèle thermique préalablement sélectionnés. A cette étape, les 250 simulations sont nécessaires d'où l'intérêt de ne pas intégrer l'ensemble des paramètres de l'enveloppe.

6.1.5 Propagation d'incertitude

La distribution de probabilité sur les entrées et sur les paramètres du modèle permet d'évaluer la distribution de probabilité sur les sorties, grâce à une propagation d'incertitudes. La méthode retenue est la méthode de Monte-Carlo, qui consiste à réaliser un grand nombre d'expériences avec tirage aléatoire des paramètres suivant leur distribution. Les sorties du modèle sont relevées à l'issue de chacune des simulations, afin d'obtenir leur distribution et d'analyser statistiquement les résultats. Les facteurs liés aux modèles stochastiques d'occupation sont déjà représentés par des lois de probabilités, ces modèles ayant été conçus pour une utilisation suivant la méthode de Monte-Carlo (cf. § 1.4.4). Pour les facteurs liés à l'enveloppe du bâtiment, au climat ou aux systèmes, il s'agira de définir leur distribution de probabilité et de réaliser un tirage aléatoire des facteurs suivant leur distribution à chaque simulation. Un screening par la méthode de Morris sur le modèle thermique (sans les modèles stochastiques d'occupation) permettra d'identifier les facteurs liés à l'enveloppe du bâtiment, au climat ou aux systèmes qui sont influents. Les autres pourront être fixés à une valeur moyenne afin de simplifier le processus de propagation d'incertitude. Le nombre de simulations nécessaires à l'obtention de la distribution des sorties est évalué empiriquement.

6.1.6 Mise en œuvre informatique

Le code de calcul de *COMFIE* (sans l'interface graphique) est couplé avec le logiciel de statistique R, afin de profiter de sa base de données de fonctions (Figure 226). Un script R permet d'écrire deux fichiers textes dans le dossier de travail :

- *ConfigAsai.txt* qui contient des informations générales sur l'analyse souhaitée (méthode employée, nombre de semaines simulées, sorties souhaitées, noms des zones ou des logements concernés lorsque les sorties sont détaillées par zone ou par logement) ;

- Parametres.txt qui contient les valeurs des K facteurs incertains étudiés pour chaque simulation (une ligne de K colonnes par simulation). Les tirages sont issus d'une discrétisation selon la méthode de Morris, ou d'un tirage aléatoire de type Monte-Carlo pour la propagation d'incertitudes.

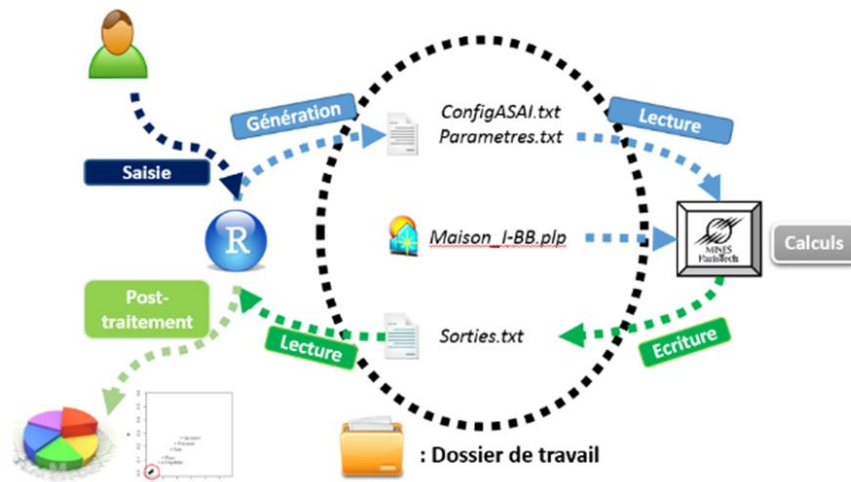


Figure 226 : Principe de fonctionnement du couplage entre R et COMFIE (pour la maison I-BB dans l'exemple)

R transmet ensuite à COMFIE :

- l'adresse du dossier de travail où se situent les deux fichiers mentionnés précédemment et où COMFIE doit écrire les fichiers contenant les résultats ;
- l'adresse du fichier « .plp » qui résume toutes les données du projet (modèle 3D du bâtiment, site, etc.).

A chaque nouvelle simulation, COMFIE lit les valeurs des paramètres qu'il doit utiliser (contenues dans Parametres.txt) et réalise les opérations nécessaires (p.ex. modifier la valeur de la conductivité thermique d'un isolant ou signaler que tous les appareils électriques de la simulation appartiendront à une certaine gamme de performance). A la fin de la simulation, COMFIE écrit un résultat par sortie et par simulation dans le répertoire de travail.

Le script R redevient actif lorsque toutes les simulations sont achevées pour calculer les indices. La parallélisation des calculs est automatisée : deux simulations sont réalisées simultanément sur chaque cœur de l'ordinateur utilisé.

6.2 Étude de cas n°1 : la maison I-BB

Pour cette étude de cas, nous nous plaçons virtuellement dans une phase de conception (en réalité la maison I-BB n'a pas vocation à être habitée). Les caractéristiques du bâti sont très bien connues et la construction est supposée bien réalisée, dans le but d'atteindre les exigences de performance du label *PassivHaus*. L'incertitude sur les paramètres de l'enveloppe est donc faible. En revanche, aucune information sur les futurs occupants (virtuels) n'est accessible.

6.2.1 Sélection des facteurs du modèle thermique les plus influents

Certains facteurs peuvent être bien connus (peu incertains) mais influents, une variation de leur valeur dans un intervalle très réduit induisant une variation importante de la sortie. Inversement, certains paramètres peuvent être très incertains mais peu influents. Afin d'éviter toute sélection α

priori, tous les facteurs jugés potentiellement influents et/ou incertains ont été sélectionnés. Au nombre de 132, ils sont relatifs :

- au site (albédo, latitude, longitude, température du sol) ;
- aux données météorologiques (température extérieure, rayonnement) ;
- à la géométrie du bâtiment (longueur, largeur, hauteur, orientation) ;
- à la composition des parois extérieures et intérieures (épaisseurs, conductivités, capacités calorifiques des matériaux) ;
- aux caractéristiques des surfaces (émissivité, absorptivité) ;
- aux caractéristiques des menuiseries (coefficients de transfert thermique, surfaces, facteurs solaires des vitrages) ;
- aux ponts thermiques ;
- à la ventilation (débit nominal, efficacité de l'échangeur, infiltrations) ;
- aux hypothèses de modélisation du logiciel (coefficients d'échange convectifs).

A l'exception des coefficients d'échange convectifs qui relèvent d'un choix de modélisation, les incertitudes sur les paramètres énumérés ci-dessus ont des origines externes au code de calcul. Elles peuvent provenir de la modélisation : connaissance insuffisante du site (p.ex. albédo), conditions climatiques différentes des données météorologiques de la station censée représenter la zone géographique, imprécisions dans la saisie du bâtiment (p.ex. dimensions, épaisseurs), connaissance insuffisante des systèmes (p.ex. débits des ventilateurs, pertes de charges, efficacité de l'échangeur), imprécisions des données des bibliothèques (p.ex. conductivités, capacités thermiques). Elles peuvent également provenir du bâtiment réel : imprécisions dans la mise en œuvre (p.ex. épaisseurs de matériaux, ponts thermiques, infiltrations, réseau aéraulique) ou encore d'un défaut de qualité des matériaux mis en œuvre (p.ex. conductivités, capacités thermiques, coefficients de transfert thermique des menuiseries).

Les intervalles d'incertitude sont définis à partir d'un jugement expert bâti sur un recoupement des sources de la littérature (voir Munaretto (2014) pour une revue détaillée). La liste des 132 paramètres avec leurs intervalles d'incertitudes est fournie en annexe B.

20 répétitions sont réalisées pour cette analyse, soit $20 \times (132 + 1) = 2\,660$ simulations. Les 9 facteurs les plus influents sont repérés en rouge sur la Figure 227.

Remarque : l'incertitude sur la température extérieure est prise en compte de manière très simplifiée, par une translation homogène sur l'année (d'une valeur comprise entre -0,5 et +0,5 °C, cf. annexe B), des températures du fichier météo. Ce niveau de précision semble suffisant pour identifier grossièrement l'influence de l'incertitude sur la température extérieure. Pour une meilleure prise en compte des incertitudes sur les données météorologiques dans les analyses de sensibilité, voir la thèse de Goffart (2013).

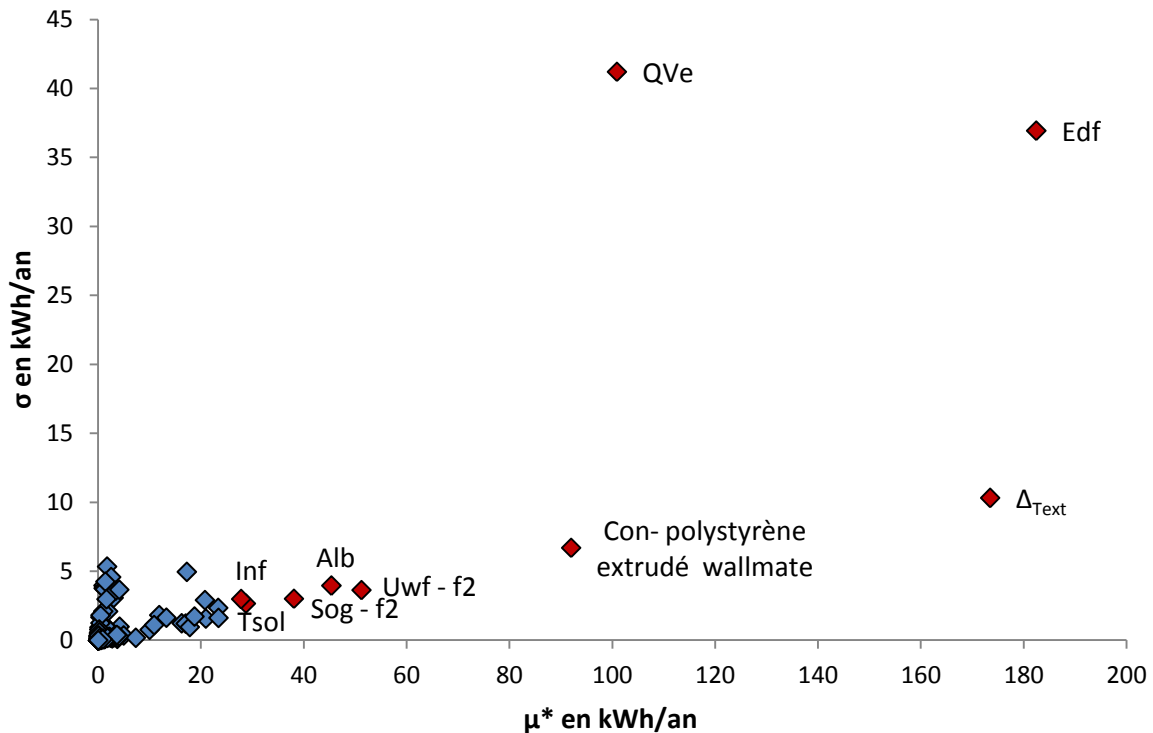


Figure 227 : Influence des paramètres incertains du modèle thermique sur les besoins de chauffage de la maison I-BB

Les paramètres les plus influents sur les besoins de chauffage sont : l'efficacité de l'échangeur double flux (*Edf*), la dérive constante sur la température extérieure (Δ_{Text}), le débit nominal de la VMC (*QVe*), la conductivité du polystyrène extrudé des parois verticales, le coefficient de transfert thermique des deux baies vitrées de la pièce principale (*Uw - f2*), l'albédo du sol environnant la maison, le facteur de transmission solaire des deux baies vitrées de la pièce principale (*Sog - f2*), la température du sol et les infiltrations. Il est important de préciser que ces résultats sont très dépendants des intervalles d'incertitude définis pour chaque paramètre. Une modification des intervalles d'incertitude entraînerait un classement différent. Dans le cas présent, l'incertitude sur la température du sol est de 5 °C, ce qui est sans doute exagéré. Avec une incertitude de l'ordre de 1 °C, ce paramètre ne ressortirait plus comme un paramètre influent.

Comme évoqué au § 6.1.2, la méthode de Morris fournit des informations d'ordre qualitatif. Certains paramètres sont manifestement plus influents que d'autres, mais il ne doit pas être accordé trop d'importance au détail du classement des paramètres, si les intervalles d'incertitude n'ont pas été définis de manière très précise. Des travaux sont en cours au sein de l'équipe ETB pour mettre en place des procédures de calibrage bayésien, dans lesquels la distribution des facteurs est réajustée après une propagation d'incertitudes, en fonction de l'adéquation entre les résultats obtenus et des mesures.

6.2.2 Évaluation de l'influence des paramètres des modèles d'occupation dédiés aux logements

6.2.2.1 Présentation des paramètres étudiés

A cette étape, la méthode de Morris est appliquée au modèle de bâtiment couplé aux modèles d'occupation. Nous nous plaçons dans une situation hypothétique dans laquelle la maison I-BB

viendrait à être habitée par un ménage dont nous ne savons rien. 24 paramètres des modèles développés aux chapitres précédents sont intégrés à l'analyse, aux côtés des trois paramètres physiques du bâtiment et du climat les plus influents : l'efficacité de l'échangeur double flux, la température extérieure, le débit nominal de la VMC. 15 répétitions ont été effectuées portant le nombre d'évaluations du modèle à $(24 + 3 + 1) \times 15 = 420$, et le nombre de simulations à $420 \times 250 = 105\,000$.

Les paramètres des modèles d'occupation sont décrits dans le Tableau 92. Certains correspondent à des variables catégorielles mais ceci n'est pas un obstacle à leur intégration à l'analyse de Morris, dans la mesure où les variables sont ordonnées (p.ex. le revenu du ménage) ou ne présentent que deux niveaux (p.ex. le genre de la personne de référence du ménage). Les valeurs des variables catégorielles correspondent aux niveaux des classes (p.ex. 1 à 4 pour le revenu et 1 ou 2 pour le genre).

Les paramètres analysés doivent nécessairement être indépendants puisqu'ils sont modifiés un à un. Un choix sur les caractéristiques des ménages intégrées à l'analyse a dû être effectué. Le nombre de membres a par exemple été préféré au type de ménage et l'âge aux statuts de retraité ou d'étudiant.

La localisation et un paramètre définissant le type d'énergie de chauffage (*TEnergieCh*) ont été intégrés afin d'évaluer leur importance bien qu'ils soient connus en pratique. *TEnergieCh* indique si le chauffage est assuré par une chaudière au gaz ou par des radiateurs électriques. En cas de chauffage électrique, la probabilité de réduire la consigne en cas d'absence est supérieure de 30 % pour refléter le fait que la régulation est plus flexible avec un chauffage électrique²⁰⁶. En revanche, la conversion des besoins de chauffage en énergie primaire s'effectue en multipliant les besoins par 1,2 en cas de chauffage gaz et par 3,5 en cas de chauffage électrique (valeurs issues de la base de données EcoInvent²⁰⁷, incluant l'efficacité de la chaudière gaz mais pas celle des émetteurs qui est supposée égale à 1 pour le cas d'étude). Il s'agit d'évaluer globalement l'influence du type d'énergie de chauffage sur la consommation d'énergie primaire d'une maison très performante.

La gestion des occultations est prise en compte à travers un modèle simplifié. Chaque ménage est associé à trois valeurs de taux d'occultation correspondant à la nuit, au jour (de 9 h à 20 h) en « hiver » et au jour en été (l'été correspond à une période allant de mi-juin à mi-septembre pendant laquelle le confort thermique est potentiellement problématique). Ces valeurs définissent un scénario d'occultation annuel avec une précision horaire qui est appliqué à l'ensemble des vitrages de la maison.

²⁰⁶ Nous n'affirmons pas que le chauffage électrique implique 30 % de réduits supplémentaires. Certains auteurs constatent que les habitants chauffent moins avec des installations électriques mais ceci est corrélé au fait qu'ils ont alors plus souvent la charge des frais (Salat, 2009). Le chauffage électrique étant associé à un coefficient de conversion en énergie primaire nettement plus élevée que le chauffage au gaz, il s'agit de voir si ce désavantage peut être comblé par des pratiques de gestion plus économes.

²⁰⁷ <http://www.ecoinvent.ch/>

Tableau 92 : Paramètres des modèles d'occupation intégrés à l'analyse de Morris pour la maison I-BB

Description	Nom	Min	Max	Unité
Nombre de membres du ménages	NMembers	1	5	[-]
Âge de la personne de référence	AgeOccRef	18	80	[ans]
Localisation	Localisation	1	2	[-]
Satut d'occupation	StOccupation	1	2	[-]
Quartile de revenu	Revenu	1	4	[-]
Genre de la personne de référence	Genre	1	2	[-]
Température de consigne de chauffage de base	TCC	17,5	25	[°C]
Amplitude du réduit	TRéduit	1	3	[°C]
Probabilité de réduit	PRéduit	0,1	0,9	[-]
Chauffage des pièces inoccupées	CInocc	0	1	binaire
Volume d'eau par douche	VEDouche	30	70	[L]
Température de stockage d'ECS	TBallon	55	60	[°C]
Volume d'eau par vaisselle manuelle	VEVaisselle	15	35	[L]
Apports internes liés à l'ECS	AppECS	10	40	[%]
Taux d'occultation nuit	ONuit	40	90	[%]
Taux d'occultation jour hiver	OjHiver	5	55	[%]
Taux d'occultation jour été	OJEte	25	75	[%]
Type d'énergie de chauffage	TEnergieCh	1	2	[-]
Catégorie d'occupant pour la gestion des fenêtres	GFenêtres	1	3	[-]
Catégorie de bruit pour la gestion des fenêtres	BrFenêtres	1	3	[-]
Catégorie pour le coefficient d'incertitude sur le débit d'air CIDF	CIDF	1	4	[-]
Gamme de performance des appareils électriques	GPAappareils	1	3	[-]
Aucune veille des appareils électriques	VAppareils	0	1	binaire
Gamme de performance pour l'éclairage	GPEclairage	1	3	[-]

6.2.2.2 Influence sur les besoins de chauffage

Même lorsque des paramètres sont fixés, les modèles d'occupation conservent leur caractère stochastique et l'évaluation de la sortie nécessite de réaliser une moyenne sur un nombre suffisant de simulations. Pour des raisons de temps de calcul, ce nombre est limité et par conséquent, la sortie évaluée présente une incertitude liée à l'inachèvement de la convergence. Avant d'analyser l'influence des paramètres sur les besoins de chauffage, il convient d'évaluer l'incertitude sur les besoins de chauffage qui découle de la méthode d'évaluation. L'influence des paramètres, évaluée par la méthode de Morris, devra être mise en regard de l'incertitude avant de tirer des conclusions.

La convergence des besoins de chauffage lorsque tous les paramètres des modèles d'occupation sont libres (modèle par défaut) est illustrée Figure 228. Sur 10 séries de 250 simulations, les besoins annuels de chauffage sont compris entre 1 023 et 1 094 kWh avec une moyenne de 1 054 kWh (11,8 kWh/m²) et un écart-type de 21,6 kWh (0,2 kWh/m²). Par sécurité, puisque seulement 10 séries ont été réalisées, nous considérons que l'évaluation de la sortie se situe dans un intervalle de +/- 70 kWh autour de sa valeur réelle (la valeur limite). En conséquence, lorsque la moyenne (sur 15 répétitions) des valeurs absolues des effets élémentaires d'un paramètre est inférieure à 70 kWh, la

variation se situe dans la marge d'erreur de la sortie et les résultats ne peuvent pas donner lieu à une interprétation.

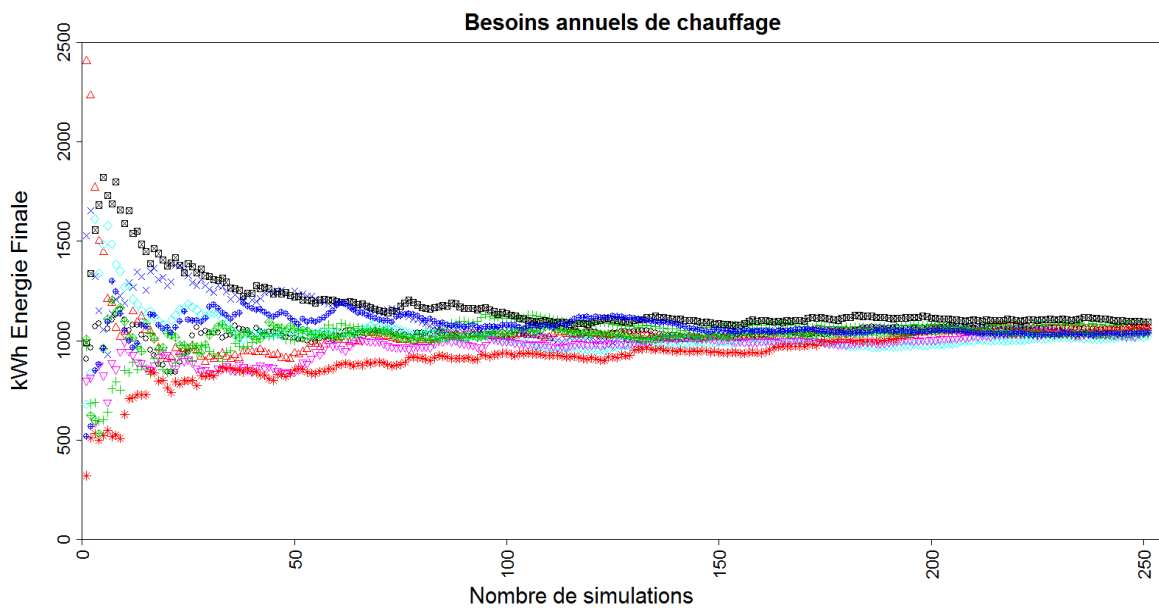


Figure 228 : Convergence des besoins de chauffage de la maison I-BB, pour 10 séries de simulations

Onze paramètres se distinguent par une influence importante sur les besoins de chauffage (Figure 229). L'influence calculée pour les autres paramètres est comprise dans la marge d'erreur de l'évaluation des besoins de chauffage (le paramètre *TRéduit* est situé dans la marge d'erreur définie ci-dessus mais semble tout de même se dégager).

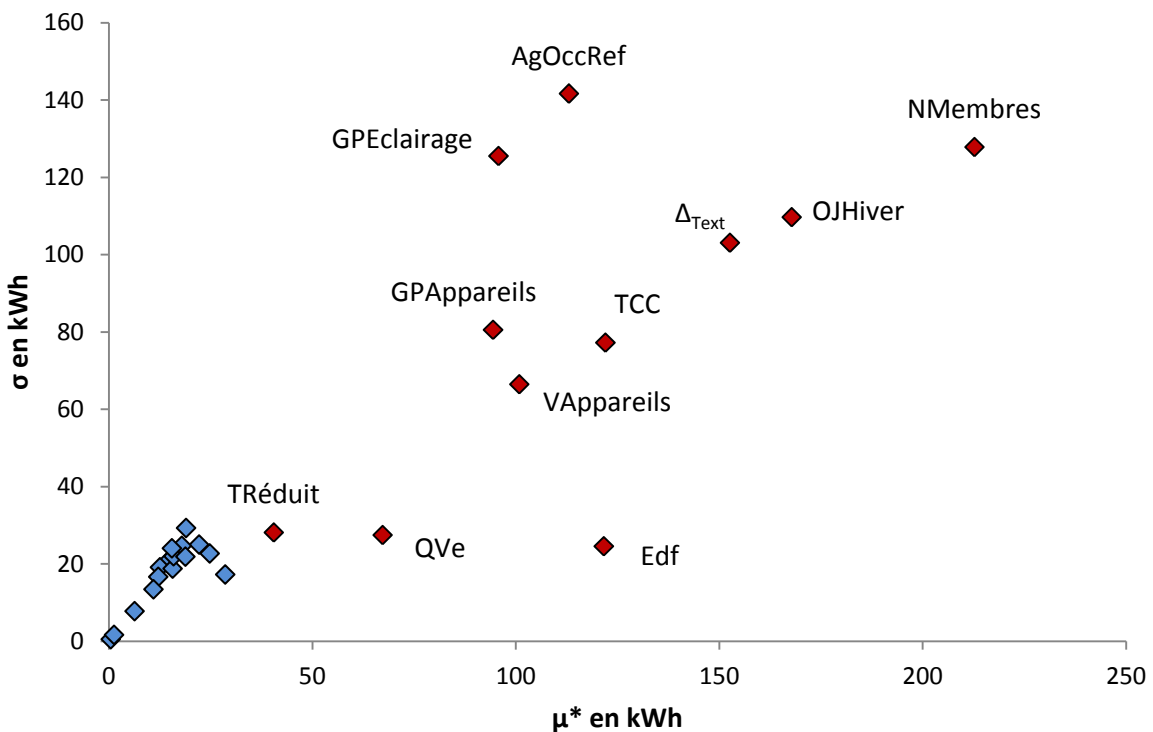


Figure 229 : Influence des paramètres incertains relatifs à l'occupation, à l'enveloppe et au climat, sur les besoins de chauffage de la maison I-BB

Le nombre de membres du ménage (*NMembres*) est le facteur le plus influent, notamment parce qu'il détermine fortement les apports internes, qu'ils soient métaboliques ou liés à l'effet joule

des appareils et de l'éclairage. Le taux d'occultation pendant la journée en hiver (*OJHiver*) est également prépondérant, ce qui est logique puisque la conception des maisons passives vise à valoriser au maximum les apports solaires en hiver grâce à un vitrage important sur la façade sud. La dérive sur la température extérieure, le débit de ventilation et l'efficacité de l'échangeur figurent toujours parmi les paramètres influents. L'âge de l'occupant de référence (*AgOccREf*) revêt également de l'importance. Il conditionne la consigne de chauffage (supérieure pour les retraités ou pour les familles qui comptent un enfant en bas âge), la présence et les activités (notamment pour les retraités), mais aussi la possession des appareils électriques. Les gammes de performance de l'éclairage et des appareils électriques (*GPAappareils* et *GPEclairage*), ainsi que la veille des appareils électriques (*VAppareils*) définissent le niveau des apports internes. L'influence de ces facteurs est sans doute exagérée du fait que, pour ces analyses, tous les luminaires ou tous les appareils appartiennent à la même gamme, et que tous les appareils sont concernés lorsque les veilles sont supprimées. La température de consigne de base *TCC* (avant modification en fonction des caractéristiques socio-démographiques, cf. § 4.6.2.3) et la température de réduit (*TRéduit*) figurent aussi logiquement parmi les paramètres influents.

6.2.2.3 Influence sur le bilan en énergie primaire

La production d'ECS non assurée par l'installation solaire (cf. § 4.1.1) est réalisée par une résistance électrique interne au ballon. Le bilan en énergie primaire est obtenu en multipliant :

- les besoins annuels de chauffage par 1,2 ou 3,5 selon le type d'énergie ;
- la consommation d'électricité spécifique (éclairage et appareils électriques) par 3,5 ;
- la consommation d'appoint pour l'ECS par 3,5 ;
- la production d'électricité photovoltaïque par 3,5.

La convergence du bilan annuel en énergie primaire est illustrée sur la Figure 230 pour 10 séries de 250 simulations avec le modèle par défaut. Tous les paramètres des modèles d'occupation sont libres, en revanche le type d'énergie de chauffage est le gaz pour les 10 séries. Il s'agit d'un paramètre a priori influent, que nous avons fixé pour limiter la dispersion (sachant qu'il est fixé lors d'une évaluation du modèle pour l'analyse de Morris). Les moyennes des séries sont comprises entre -4 089 et -2 836 kWh avec une moyenne de -3 357 kWh et un écart-type de 491 kWh. La valeur négative du bilan en énergie primaire est due au retranchement de la production d'électricité photovoltaïque.

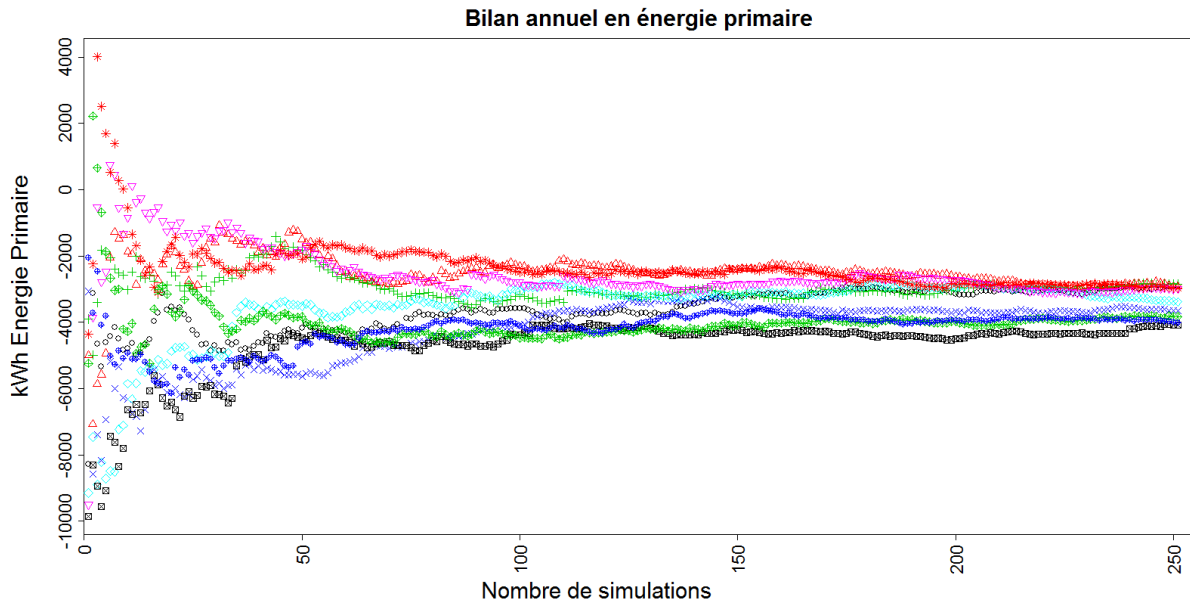


Figure 230 : Convergence du bilan en énergie primaire de la maison I-BB avec le modèle par défaut, pour 10 séries de simulations

La marge d'erreur sur le bilan en énergie primaire obtenu à l'issue de 250 simulations apparaît élevée. Le facteur le plus influent, comme pour les besoins de chauffage, est le nombre de membres du ménage. Dans la mesure où il conditionne fortement l'ensemble des postes de consommations, l'incertitude est réduite lorsqu'il est fixé. Puisque dans la méthode de Morris, le nombre de membres est figé à chaque évaluation du modèle (alors qu'il évolue d'une simulation à une autre avec le modèle par défaut) la marge d'erreur sur le bilan en énergie primaire est en fait inférieure à 1 200 kWh (l'écart entre les valeurs minimale et maximale de la Figure 230). Avec 1, 2, puis 4 habitants (figures 231, 232 et 233), le bilan est compris respectivement : entre -10 827 et -10 413 kWh, entre 6 033 et -5 457 kWh et entre 323 et 1 268 kWh. Dans le dernier cas (4 habitants), on peut observer qu'une des séries de simulations converge particulièrement lentement. Une étude complémentaire pourrait permettre de savoir s'il est plus intéressant d'augmenter le nombre de simulations par série ou le nombre de répétitions ($r = 15$ dans le cas présent) pour améliorer la précision des résultats de l'analyse de Morris.

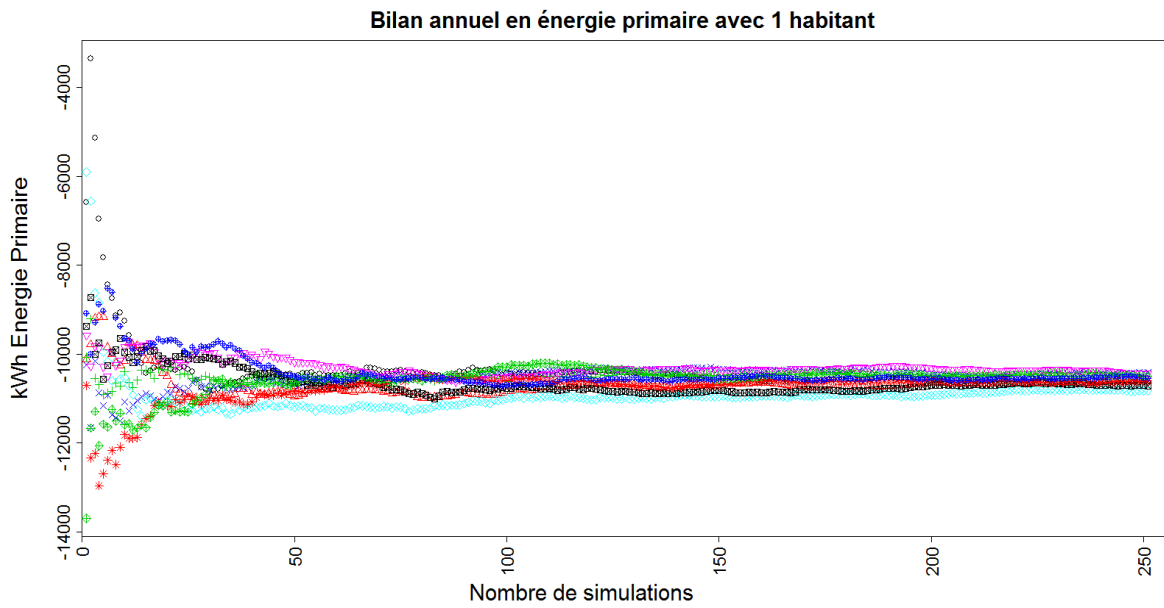


Figure 231 : Convergence du bilan en énergie primaire de la maison I-BB avec 1 habitant, pour 10 séries de simulations

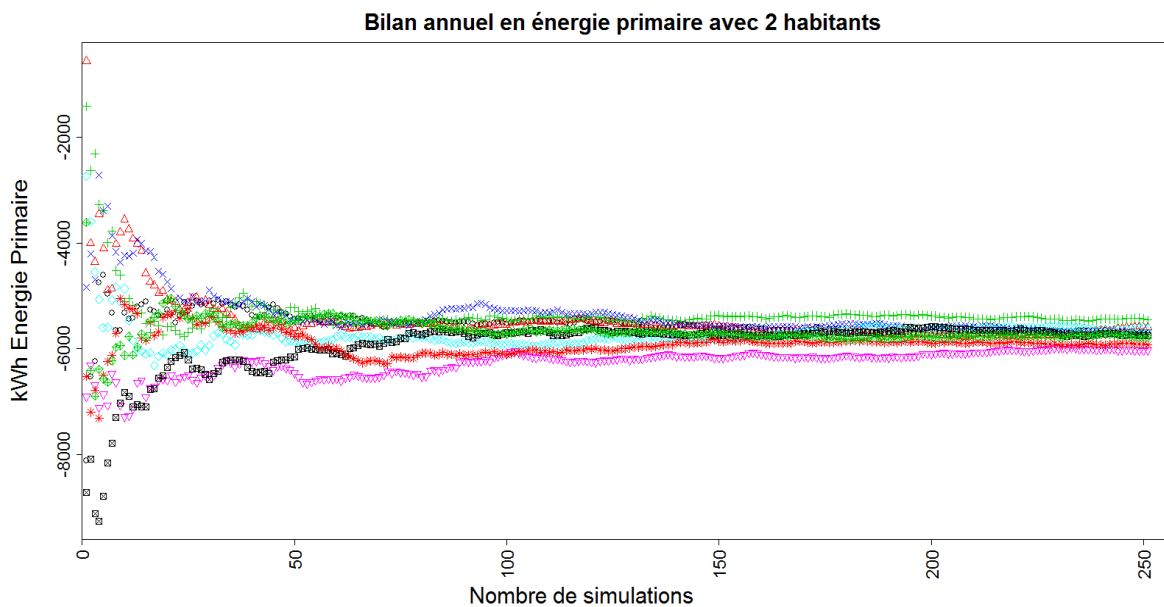


Figure 232 : Convergence du bilan en énergie primaire de la maison I-BB avec 2 habitants, pour 10 séries de simulations

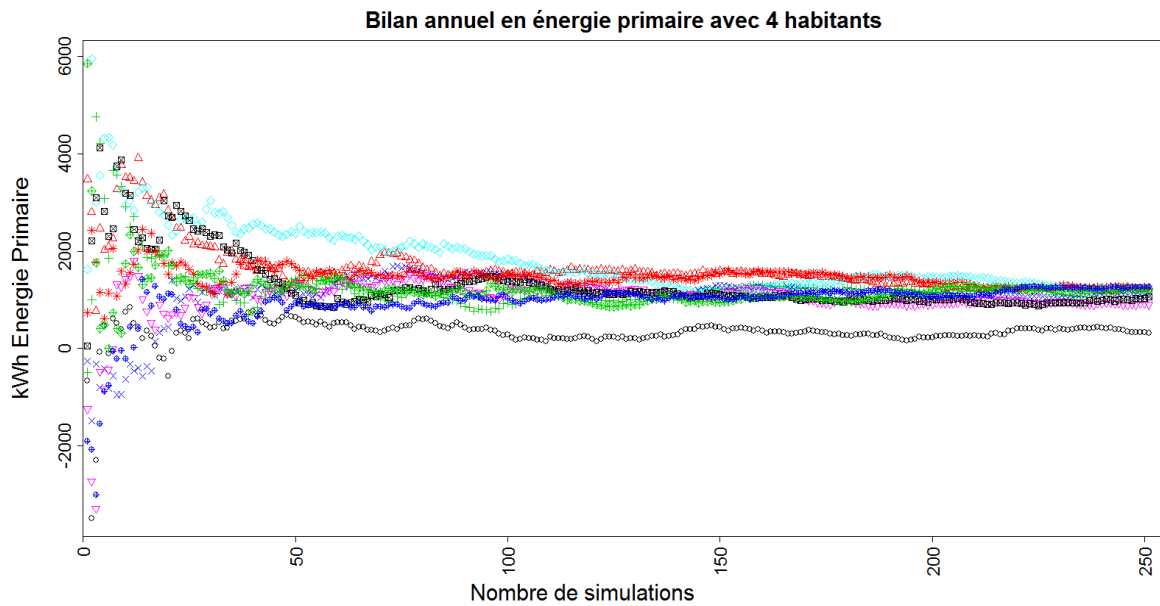


Figure 233 : Convergence du bilan en énergie primaire de la maison I-BB avec 4 habitants, pour 10 séries de simulations

Les résultats de l'analyse de Morris sont représentés Figure 234.

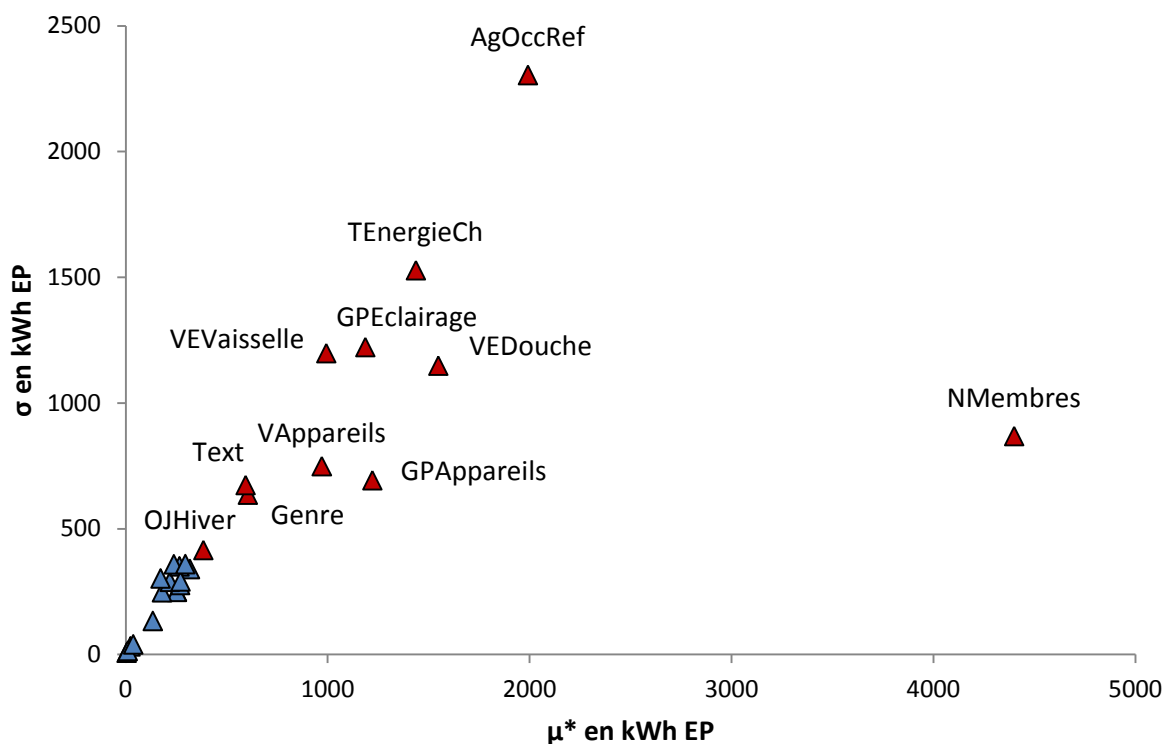


Figure 234 : Influence des paramètres incertains relatifs à l'occupation, à l'enveloppe et au climat sur le bilan en énergie primaire de la maison I-BB

Le nombre de membres du ménage est un paramètre extrêmement influent comme l'illustraient déjà les figures 231 à 233. Le bilan annuel en énergie primaire est d'autant plus favorable que le nombre d'habitants est faible, malgré des besoins de chauffage supérieurs (cf. § précédent), car les consommations d'ECS et d'électricité spécifique sont moindres (cela ne signifie pas que la meilleure solution est de construire une maison par individu...).

L'âge du membre de référence du ménage ressort comme un paramètre très influent, mais ce résultat est en partie biaisé. En effet, pour les besoins de l'analyse nous fixons l'âge et le nombre de

membres comme si ces deux paramètres étaient indépendants. Lorsque le nombre de membres est fixé à 3, 4 ou 5 et que la personne de référence est âgée de plus de 60 ans, le ménage est alors composé de retraités, qui passent plus de temps à leur domicile (donc ont plus de chances d'utiliser les appareils, notamment pour la cuisson du midi) et chauffent à des températures plus élevées que la moyenne, et d'autres membres ayant l'âge d'être leurs enfants. Le fait que les ménages retraités passent plus de temps à leur domicile n'est plus compensé par le fait que ces ménages comptent généralement peu de membres, leur consommation est donc surestimée. L'effet de l'âge étant très lié au nombre de membres, ce facteur présente un écart-type élevé.

Le type d'énergie de chauffage est un paramètre influent du bilan en énergie primaire, malgré les faibles besoins de la maison I-BB. Il convient de signaler que le lien entre chauffage électrique et probabilité de réduit, fixé par hypothèse, s'est révélé être sans effet. La probabilité de réduit, telle qu'elle est définie dans le modèle, et associée aux amplitudes de réduit du modèle, n'impacte que marginalement les besoins de chauffage. Comme cela était souligné au § 4.6.2.5, des mesures supplémentaires seraient souhaitables pour calibrer les probabilités et les amplitudes des réduits.

Les volumes d'ECS des douches (*VEDouche*) et de la vaisselle (*VEVaisselle*) ont une influence importante. Ils présentent un caractère fortement non linéaire dû à un effet de seuil vis-à-vis de la production du système solaire thermique : jusqu'à un certain niveau de consommation, il assure la quasi-intégralité de l'ECS, puis, au delà d'un volume limite, le système d'appoint assure une part grandissante de la production.

Les gammes de performance des luminaires et des appareils électriques impactent logiquement le bilan annuel en énergie primaire. La gamme de performance de l'éclairage apparaît aussi importante que celle des appareils, car la différence entre les gammes est plus marquée dans le cas de l'éclairage. En effet, la gamme A d'éclairage correspond à un logement équipé uniquement d'ampoules LFC, ce qui implique une consommation d'éclairage très faible. En comparaison, les gammes des appareils électriques ne présentent pas une démarcation aussi nette. D'ailleurs, le fait que la gamme A soit très éloignée des deux autres représente une non-linéarité qui explique que l'écart-type soit plus élevé, en comparaison de l'effet moyen, pour les gammes de luminaires que pour les gammes d'appareils.

La température extérieure et le taux d'occultation durant la journée en hiver influencent les besoins de chauffage. Le genre ressort également, de par son influence sur les consignes de chauffage des ménages composés d'une personne seule (cf. § 4.6.2.3). Il s'agissait du 10^{ème} paramètre le plus influent sur les besoins de chauffage, mais il se détachait très peu des paramètres suivants (Figure 229), donc n'avait pas été signalé.

6.2.2.4 Influence sur le confort thermique

Seul le confort d'été est étudié. En effet, la puissance installée permet toujours d'atteindre la consigne de chauffage dans les cas d'étude considérés. L'inconfort d'hiver pourrait éventuellement être analysé si on considérait que les consignes de températures les plus basses (autour de 18 °C) sont dues à des ménages en situation de précarité, contraints à sous-chauffer pour des raisons économiques.

Deux modèles de confort thermique adaptatif ont été utilisés. Le premier (indicateur de confort n°1) est celui du standard CEN (cf. § 1.3.4.3) censé couvrir les bâtiments tertiaires non climatisés et

les logements. La température neutre est identique pour l'ensemble des pièces du logement, la limite haute de la zone de confort, correspondant à un taux de satisfaction de 90 %, est située 3 °C au-dessus de la température neutre.

L'indicateur n°2 repose sur le modèle développé spécifiquement pour les logements par Peeters et al. (2009) et présenté au § 1.3.4.4. Les températures neutres et la zone de confort sont définies pour chaque type de pièce.

L'algorithme comptabilise tout d'abord le nombre de degrés-heures-personnes d'inconfort : si une personne est soumise à une température supérieure de 1 °C à la limite haute pendant 3 h, ou à une température supérieure de 6 °C à la limite haute pendant une demi-heure, cela correspond dans les deux cas à 3 °C.h.pers d'inconfort. Si deux personnes étaient présentes dans la zone, on obtient alors 6 °C.h.pers d'inconfort. L'indicateur d'inconfort est ensuite obtenu en divisant le nombre de degrés-heures-personnes d'inconfort sur l'année par le nombre d'heures de présence de l'ensemble des membres du ménage sur l'année. Il est donc homogène à des °C, et représente « le nombre moyen de degrés au dessus de la zone de confort à 90 % durant les périodes de présence ». Suivant cette méthode, des inconforts minimes ne sont pas agrégés à des inconforts importants, comme cela se produit lorsque l'on se base simplement sur un seuil de température (p.ex. à 28 °C auquel cas l'inconfort est comptabilisé de façon identique qu'il fasse 28,5 ou 32 °C). Le fait de diviser par les durées de présence permet d'éviter le biais suivant lequel un faible taux de présence entraîne un faible niveau d'inconfort.

La convergence de l'indicateur n°1 avec le modèle par défaut est illustrée Figure 235. Sur les 10 séries, il est compris, après 250 simulations, entre 0,46 et 0,58 °C, avec une moyenne de 0,52 °C et un écart-type de 0,05 °C.

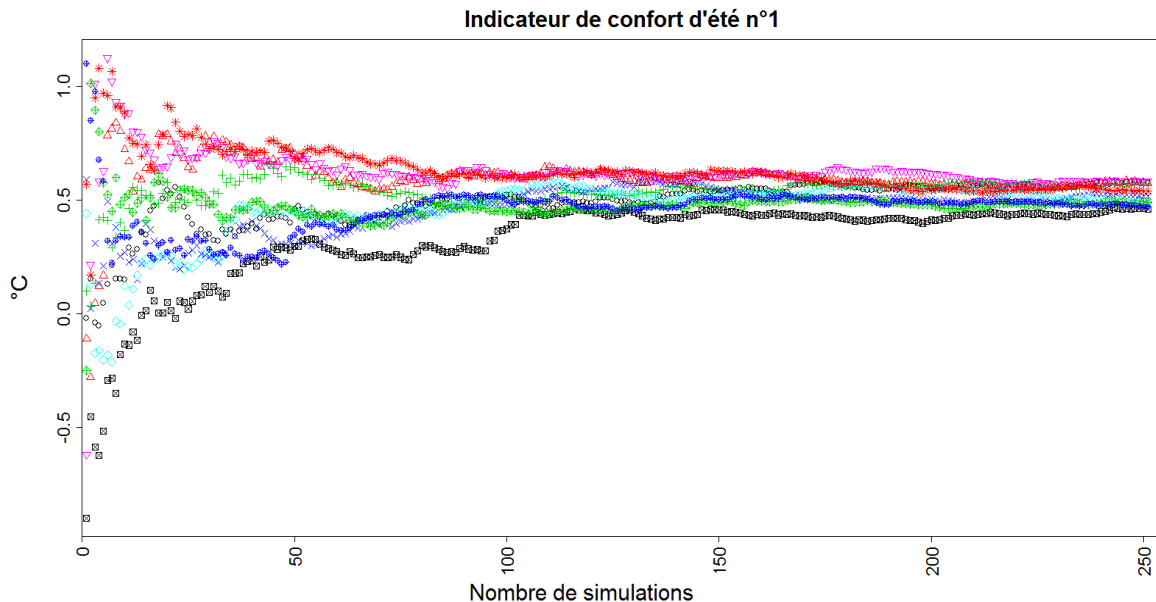


Figure 235 : Convergence de l'indicateur de confort d'été n°1 pour la maison I-BB, pour 10 séries de simulations

Les résultats de l'analyse de Morris sont présentés sur la Figure 236. Les facteurs qui influencent les apports internes, déjà identifiés par les analyses précédentes, sont déterminants pour le confort d'été. La température extérieure est également primordiale, tout comme le taux d'occultation durant la journée en été. Dans une moindre mesure, le taux d'occultation durant la journée en « hiver » ressort également, car il couvre les périodes de mi-saison (cf. § 6.2.2.1). Les facteurs liés aux

fenêtres (catégories d'individu et coefficient correctif lié au bruit) n'apparaissent pas parmi les facteurs influents. Il y a bien un effet des ouvertures de fenêtres, l'indicateur de confort d'été est de 0,58 °C en moyenne sans le modèle d'ouverture soit 12 % plus élevé (moins confortable) qu'avec le modèle complet. Si les facteurs ne ressortent pas de l'analyse de Morris, c'est parce qu'il n'y a pas de différence sensible entre les catégories et que le coefficient lié au bruit n'a qu'un effet marginal.

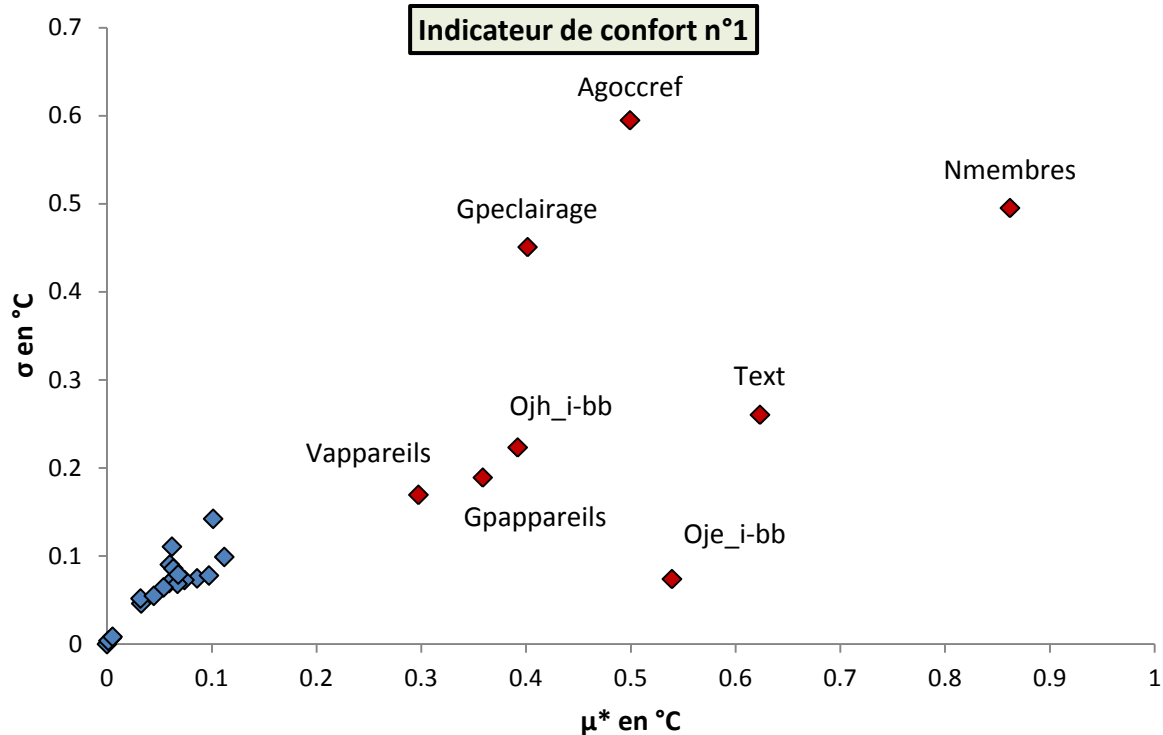


Figure 236 : Influence des paramètres incertains relatifs à l'occupation, à l'enveloppe et au climat sur l'indicateur de confort d'été n°1 pour la maison I-BB

La même méthode est appliquée, pour le second indicateur, qui définit des zones de confort pour chaque type de pièce. Sur les 10 séries, l'indicateur après 250 simulations est compris entre 1,07 et 1,21 °C, avec une moyenne de 1,14 °C et un écart-type de 0,06 °C (Figure 237).

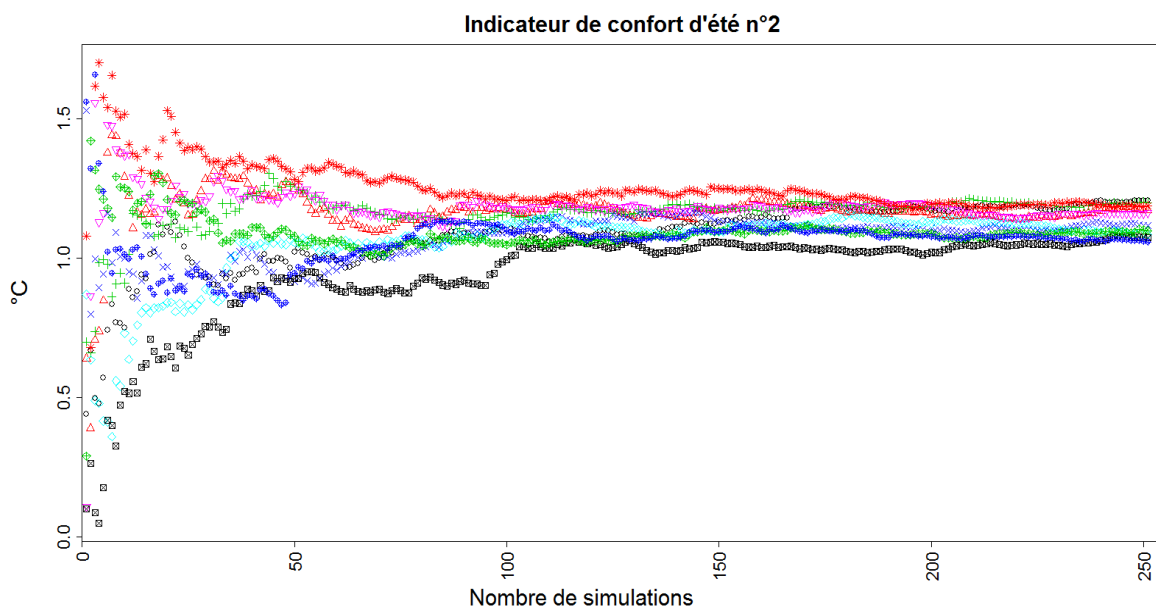


Figure 237 : Convergence de l'indicateur de confort d'été n°2 pour la maison I-BB, pour 10 séries de simulations

Les valeurs sont supérieures à celles obtenues pour le premier indicateur ce qui signifie que celui-ci est plus exigeant. En revanche, il est sensible exactement aux mêmes facteurs que l'indicateur n°1. Le fait d'analyser le confort pièce par pièce ne modifie pas la hiérarchie des facteurs.

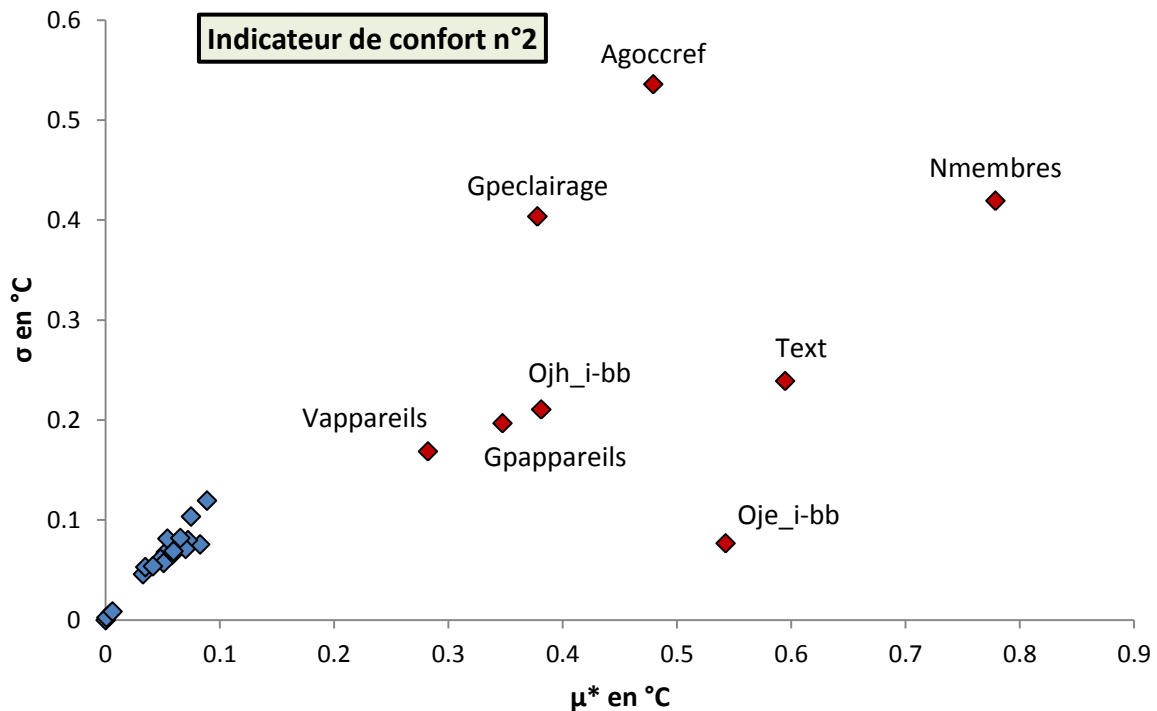


Figure 238 : Influence des paramètres incertains relatifs à l'occupation, à l'enveloppe et au climat sur l'indicateur de confort d'été n°2 pour la maison I-BB

6.2.3 Propagation des incertitudes liées à l'occupation

Les résultats suivants ont été obtenus à partir de 1 000 simulations de la maison I-BB en utilisant le modèle d'occupation par défaut. Le nombre de simulations a été choisi arbitrairement afin d'assurer la convergence de la distribution pour les graphiques, mais une valeur moindre, comprise entre 250 et 1 000 est sans doute suffisante. Une étude complémentaire serait utile pour définir un nombre de simulations minimal permettant d'atteindre une convergence acceptable sur l'espérance et l'écart-type des consommations d'énergie d'un bâtiment résidentiel (éventuellement différent pour les maisons individuelles et les immeubles).

Cette étape constitue la mise en application du modèle d'occupation complet, suivant la méthodologie définie au chapitre 1 (figures 14 et 15). A chaque simulation un nouveau ménage est créé, les scénarios d'activités des habitants sont générés, des appareils électriques et des luminaires sont placés dans le logement et leur utilisation sur l'année est simulée à partir des activités, des scénarios de chauffage par zone sont générés par un processus stochastique dépendant des caractéristiques des occupants, des scénarios d'occultation sont générés suivant une méthode simplifiée et les puisages d'eau sont simulés en fonction des volumes d'eau consommés par douche pour chaque occupant et des scénarios d'activités. Ces étapes sont entièrement réalisées au cours d'un pré-process de la STD, puisqu'elles ne dépendent ni de la météo ni des températures intérieures calculées par le modèle thermique. Elles fournissent des scénarios d'apports internes et d'occultation par zone pour la STD, ainsi que des scénarios de présence par zone utiles au modèle d'ouverture de

fenêtres, et un scénario de puisage d'ECS servant d'entrée aux modèles de production solaire, stockage et circulation de l'ECS.

Sur la Figure 239, on observe une variation des besoins annuels de chauffage entre 0 et 44 kWh/m² en fonction de l'occupation. La moyenne est de 11,9 kWh/m² et l'écart-type de 8,1 kWh/m².

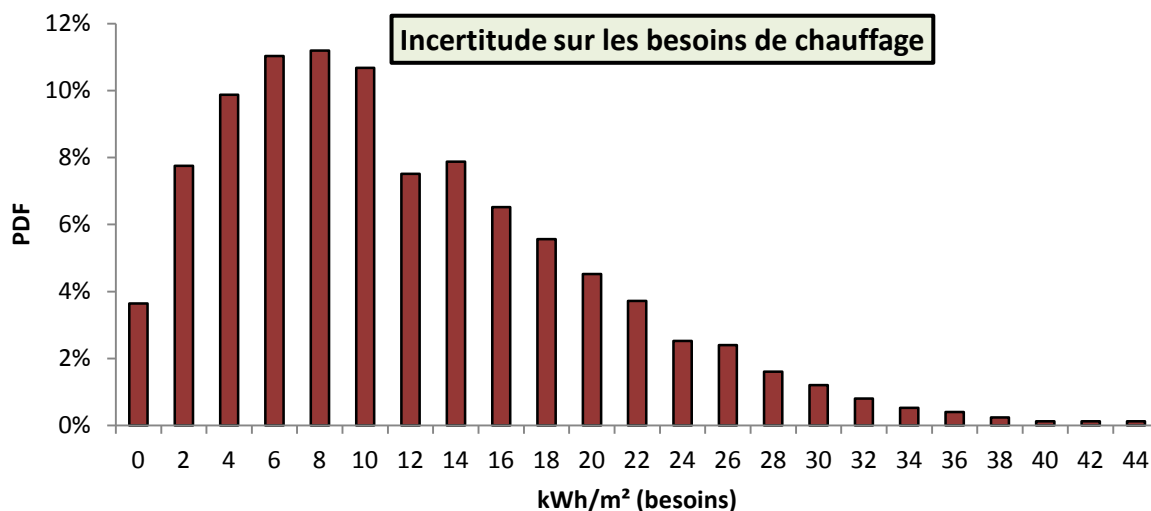


Figure 239 : Incertitude sur les besoins de chauffage de la maison I-BB liée à l'occupation

La distribution peut être interprétée comme une incertitude, si on ignore tout des habitants de la maison, ou comme une variabilité entre différents ménages occupant des maisons identiques. On observe une dispersion importante et on note, à titre indicatif, que l'objectif du label *PassivHaus* (besoins de chauffage inférieurs à 15 kWh/m²) a 73 % de chances d'être respecté (ou est respecté avec 73 % des ménages).

Le bilan annuel en énergie primaire est symbolique de l'influence du comportement des occupants : selon les cas, l'objectif de bilan positif (qui correspond à notre définition de la maison à énergie positive) est atteint (70 %) ou pas (30 %). La distribution de la « consommation » annuelle est représentée sur la Figure 240.

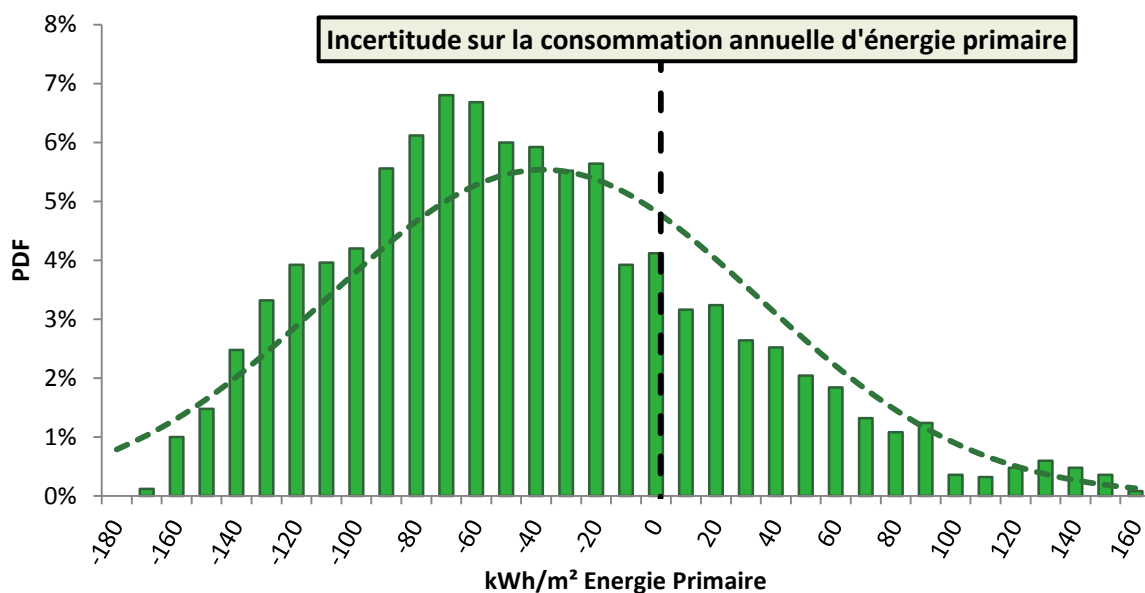


Figure 240 : Incertitude sur la consommation annuelle d'énergie primaire de la maison I-BB liée à l'occupation

Remarque : Une consommation négative signifie que la production photovoltaïque excède la consommation de chauffage, d'ECS et d'électricité spécifique, elle correspond à un bilan positif.

Le niveau de confort varie également en fonction de l'occupation. La distribution de l'indicateur de confort d'été n°1 (cf. § 6.2.2.4) sur les 3 000 simulations est représentée Figure 241. Suivant cet indicateur, il n'y a aucun inconfort dû à une température élevée dans un peu plus de 40 % des cas. L'écart moyen à la zone de confort est inférieur ou égal à 1 °C dans 40 % des cas, mais pour certains ménages il atteint 5,5 °C, ce qui signifie qu'en moyenne, lorsque les habitants étaient présents, la température était 5,5 °C au dessus de la zone de confort.

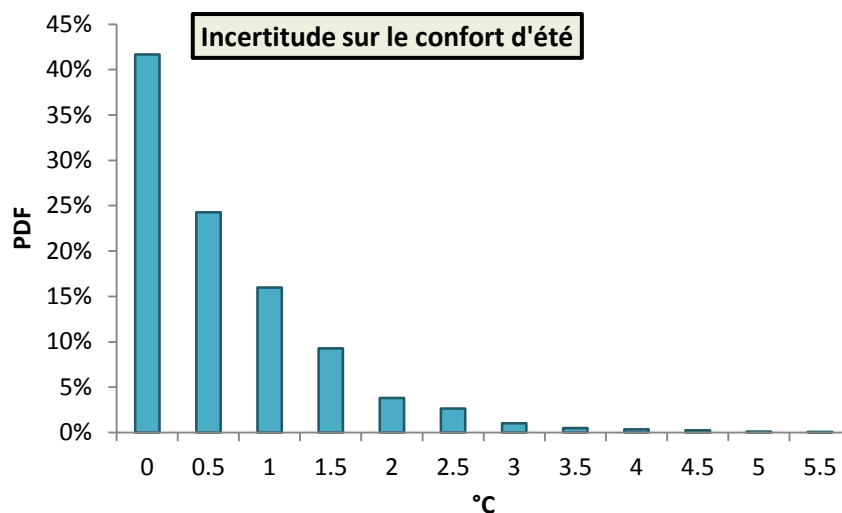


Figure 241 : Incertitude sur le confort d'été dans la maison I-BB liée à l'occupation

La distribution des températures intérieures moyennes, sur les 1 000 simulations, pour la période allant du 15 mai au 15 octobre est représentée Figure 242. La moyenne est de 26 °C, mais la température moyenne sur la période est supérieure à 28 °C dans 9 % des cas. La problématique du confort d'été dans les bâtiments très isolés appelle une vigilance particulière. Une surventilation nocturne permettrait d'améliorer le confort d'été dans cette maison en béton, mais elle n'a pas été modélisée car nous ne savons pas dans quelle mesure cette stratégie serait réellement mise en application. Il est couramment supposé que les occupants ouvrent leurs fenêtres en soirée et durant la nuit pendant la saison estivale, ce qui correspond à un comportement idéal du point de vue thermique. En pratique, des contraintes diverses telles que le bruit, le risque d'intrusion ou la présence d'insectes peuvent dissuader les habitants d'ouvrir leur fenêtre. Dans ce cas, le niveau de confort prévu peut être sensiblement différent du niveau de confort réel. Une autre alternative consiste à augmenter le débit de la VMC de manière automatisée lorsque la température extérieure est inférieure à la température intérieure après une journée chaude (en bypassant l'échangeur double flux). Cependant, cette technique doit être mise en œuvre avec soin (positionnement et protection acoustique des ventilateurs, chicanes acoustiques au niveau des entrées d'air...).

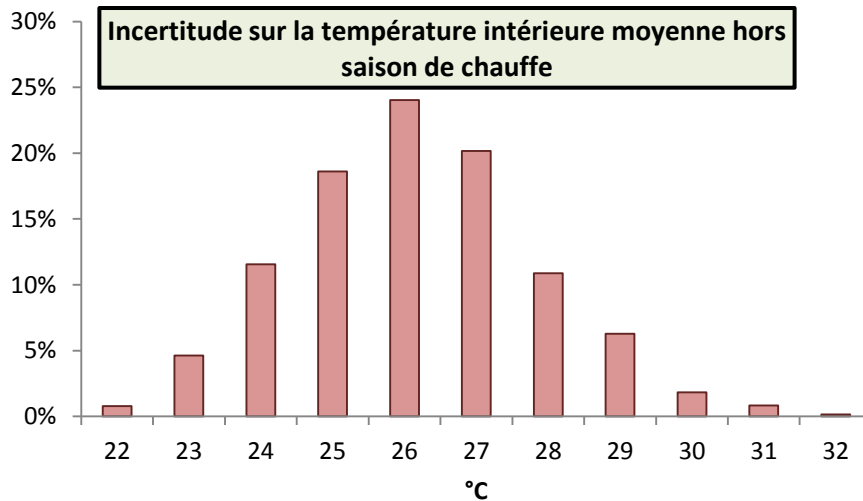


Figure 242 : Distribution de la température intérieure en été dans la maison I-BB obtenue pour 1 000 simulations avec le modèle d'occupation par défaut

6.2.4 Conclusion de l'étude de cas n°1

Les analyses conduites au cours de cette étude de cas permettent de tirer un certain nombre de conclusions, valables pour la maison I-BB, et sans doute extrapolables à un grand nombre de maisons individuelles passives.

Les paramètres du modèle thermique dont l'incertitude a le plus d'influence concernent moins l'enveloppe du bâti (isolation, ponts thermiques...) que le climat (température extérieure) et les systèmes (débit de ventilation, efficacité de l'échangeur double-flux...). Ceci suppose que l'enveloppe thermique a été réalisée avec soin, mais il y a lieu de penser que c'est généralement le cas pour ce type de bâtiment.

L'incertitude sur le modèle thermique a une influence sur les besoins de chauffage du même ordre de grandeur, mais légèrement moindre, que l'incertitude sur l'occupation. Si l'on s'intéresse au bilan en énergie primaire, les paramètres des modèles d'occupation sont nettement prépondérants puisqu'ils impactent les usages d'électricité spécifique et les consommations d'ECS. A l'exception de la température extérieure (prise en compte de manière très grossière), l'incertitude sur le modèle thermique influence moins le confort d'été que l'incertitude sur l'occupation.

Les propagations d'incertitudes indiquent une incertitude importante des besoins de chauffage et d'énergie primaire ainsi que du confort d'été, liée à l'occupation. La plage d'incertitude se situe de part et d'autre des objectifs de performance ; pour une même maison, les exigences de besoins de chauffage inférieurs à 15 kWh/m² ou de bilan positif en énergie primaire, sont atteintes ou non en fonction de l'occupation.

6.3 Étude de cas n°2 : Bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Pour cette étude de cas, nous nous plaçons dans une situation virtuelle dans laquelle nous ne disposons d'aucune information sur les futurs occupants du bâtiment. De plus, les influences de plusieurs choix ayant trait à la gestion énergétique du bâtiment sont évaluées. Il s'agit des régulations horaires du système de chauffage centralisé et de la VMC, et de la réalisation d'un rafraîchissement nocturne en été par l'intermédiaire de la VMC. L'objectif est d'évaluer l'incertitude

sur les consommations d'énergie et sur le confort en propageant les incertitudes du modèle thermique et des modèles d'occupation développés pour les bâtiments de bureaux. Il s'agit également d'identifier les facteurs les plus influents parmi l'ensemble des facteurs (modèle thermique et modèles d'occupation).

6.3.1 Sélection des facteurs du modèle thermique les plus influents

L'analyse de Morris porte sur les besoins de chauffage. Les consignes de température, la présence et les apports internes sont modélisés par des scénarios déterministes conçus par IZUBA Energies, visant à représenter l'occupation future du bâtiment. Les taux de présence sont comparables aux scénarios réglementaires, mais les apports internes sont inférieurs, pour refléter l'efficacité énergétique élevée des appareils de bureautique et de l'éclairage prévus (ceci conduit à des besoins de chauffage plus élevés).

Le détail des 51 facteurs intégrés à l'analyse est fourni en annexe C. Les besoins de chauffage s'élèvent à 10,0 kWh/m². Huit facteurs se révèlent particulièrement influents (Figure 243) : la température extérieure, le débit d'infiltration d'air, l'albédo du sol environnant²⁰⁸, l'efficacité de l'échangeur de la VMC double flux, la température du sol (incertitude sans doute surestimée), la conductivité de la paille compressée, le facteur solaire des fenêtres des bureaux et le débit nominal de la VMC.

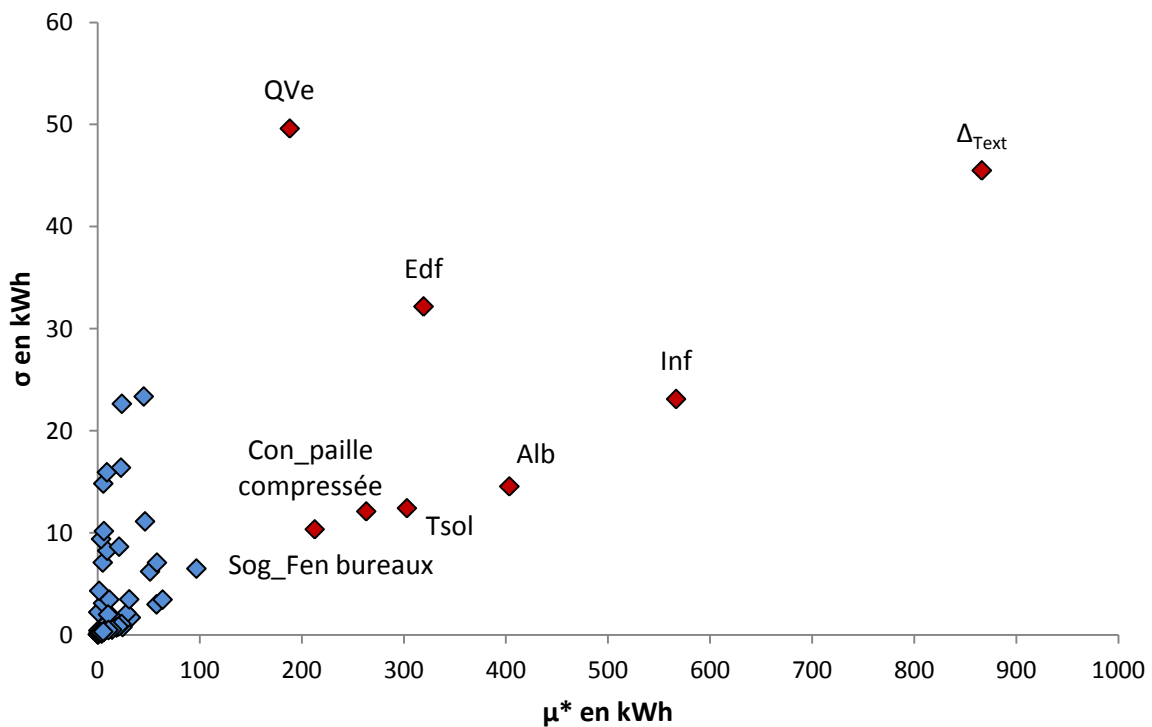


Figure 243 : Influence des paramètres incertains de l'enveloppe et du climat sur les besoins de chauffage du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

²⁰⁸ L'albédo est plus incertain que pour les études précédentes. Les travaux étant inachevés, nous ne savons pas quelles seront les parts de gazon, de graviers ou de goudron aux alentours du bâtiment.

6.3.2 Evaluation de l'influence des paramètres des modèles d'occupation dédiés aux bâtiments de bureaux

6.3.2.1 Présentation des paramètres étudiés

Certains paramètres, communs aux modèles d'occupation des logements et des bâtiments de bureaux, ont déjà été décrits au paragraphe 6.2.2.1.

La gestion du chauffage est modélisée de manière simplifiée. Une consigne *TCC*, constante sur l'année, est choisie aléatoirement entre 19 et 23 °C, ce qui correspond à la zone de confort en hiver d'après les modèles de confort adaptatif. Une variable binaire *Rchaudière*, tirée au sort, décide si le chauffage est réduit durant la nuit (22 h à 5 h du matin) et le week-end. L'amplitude *TRéduit* du réduit est fixée à une valeur constante sur l'année comprise entre 1 et 4 °C. Les occupants ont également la possibilité de réduire la température de consigne lorsqu'ils s'absentent, en jouant sur les robinets thermostatiques. La température de la pièce correspond au minimum de la température choisie par les occupants et de celle fixée par la chaudière (les occupants peuvent réduire la température si la chaudière ne le fait pas, mais les réduits ne s'additionnent pas si la chaudière a déjà défini un réduit). La température de consigne d'une zone est calculée au prorata des températures de consignes, pondérées par les surfaces, des pièces qui la composent,.

Le paramètre *RVMC* définit si le débit de ventilation est diminué la nuit (22 h à 7 h du matin) et le week-end. Le paramètre *PVentil* définit la puissance électrique des ventilateurs, entre 0,3 et 0,5 Wh/(m³.h), sachant que l'exigence de la réglementation thermique est de 0,4 Wh/(m³.h) pour les ventilateurs de systèmes double flux équipés de filtres.

Le paramètre *Survent* fixe 3 niveaux pour une surventilation nocturne (de 22 h à 6 h du matin) pilotée par la VMC : aucune, 2 vol/h ou 4 vol/h. La surventilation induit une consommation supplémentaire des ventilateurs mais améliore le confort thermique. Il s'agit d'étudier si la surconsommation est justifiée. Les autres paramètres ont été décrits au cours des chapitres précédents.

Tableau 93 : Paramètres des modèles d'occupation intégrés à l'analyse de Morris pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Description	Nom	Min	Max	Unité
Température de consigne de chauffage	TCC	19	23	[°C]
Réduit chaudière	Rchaudière	0	1	binaire
Amplitude du réduit	TRéduit	1	4	[°C]
Probabilité de réduit par les occupants	PRéduit	0,1	0,9	[-]
Catégorie pour la gestion des fenêtres	GFenêtres	1	3	[-]
Catégorie de bruit pour la gestion des fenêtres	BrFenêtres	1	3	[-]
Catégorie pour le coefficient CIDF	CIDF	1	4	[-]
Gamme de performance des appareils électriques	GPAppareils	1	3	[-]
Veille des appareils électriques	VAppareils	0	1	binaire
Gamme de performance pour l'éclairage	GPEclairage	1	3	[-]
Réduit VMC	RVMC	0	1	binaire
Puissance électrique des ventilateurs	PVentil	0,3	0,5	[Wh/(m ³ .h)]
Débit de surventilation nocturne par la VMC	Survent	1	3	[-]
Catégorie pour la gestion des occultations	GOccultations	1	2	[-]
Catégorie pour la gestion de l'éclairage	GEclairage	1	2	[-]
Type d'horaire de travail	TJourTravail	1	5	[-]
Paramètre de mobilité	Mobilité	0,2	0,6	[-]
Densité d'occupation	DensitéOcc	0,05	0,13	Occ/m ²
Nombre de jours de congés annuels	Vacances	25	40	Jours
Convention de calcul de l'éclairement sur le plan de travail (choix des points du maillage, cf. chapitre 4)	TEclairage	1	4	[-]

6.3.2.2 Influence sur les besoins de chauffage

Parmi les facteurs incertains du modèle thermique, seuls la température extérieure, l'albédo et le débit d'infiltration ont été intégrés à cette analyse, afin de limiter les temps de calculs. Puisque 21 paramètres des modèles d'occupation participent à l'analyse, le nombre de simulations nécessaires s'élève à $(21 + 3 + 1) \times 15 \times 250 = 93\,500$. La convergence des besoins de chauffage sur 250 simulations est présentée Figure 244, suivie des résultats de l'analyse de Morris (Figure 245).. Sur 10 séries, les valeurs limites minimales et maximales sont respectivement 8 796 et 8 938 kWh, donc les effets moyens inférieurs à 150 kWh seront considérés comme peu significatifs.

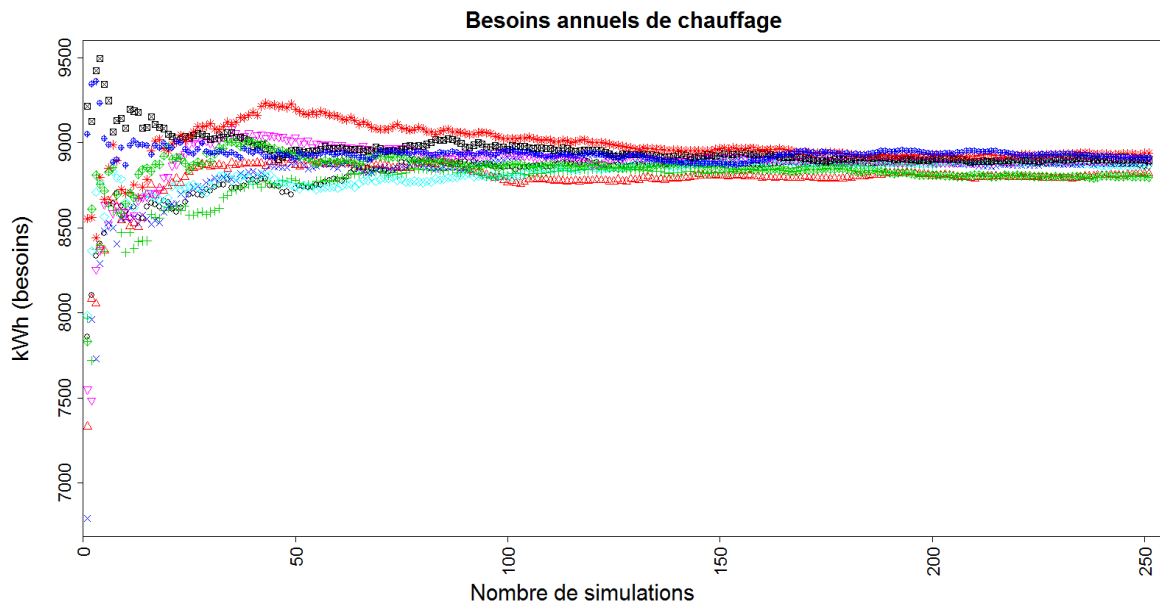


Figure 244 : Convergence des besoins de chauffage du bâtiment Bureaux IZUBA Energies, pour 10 séries de simulations

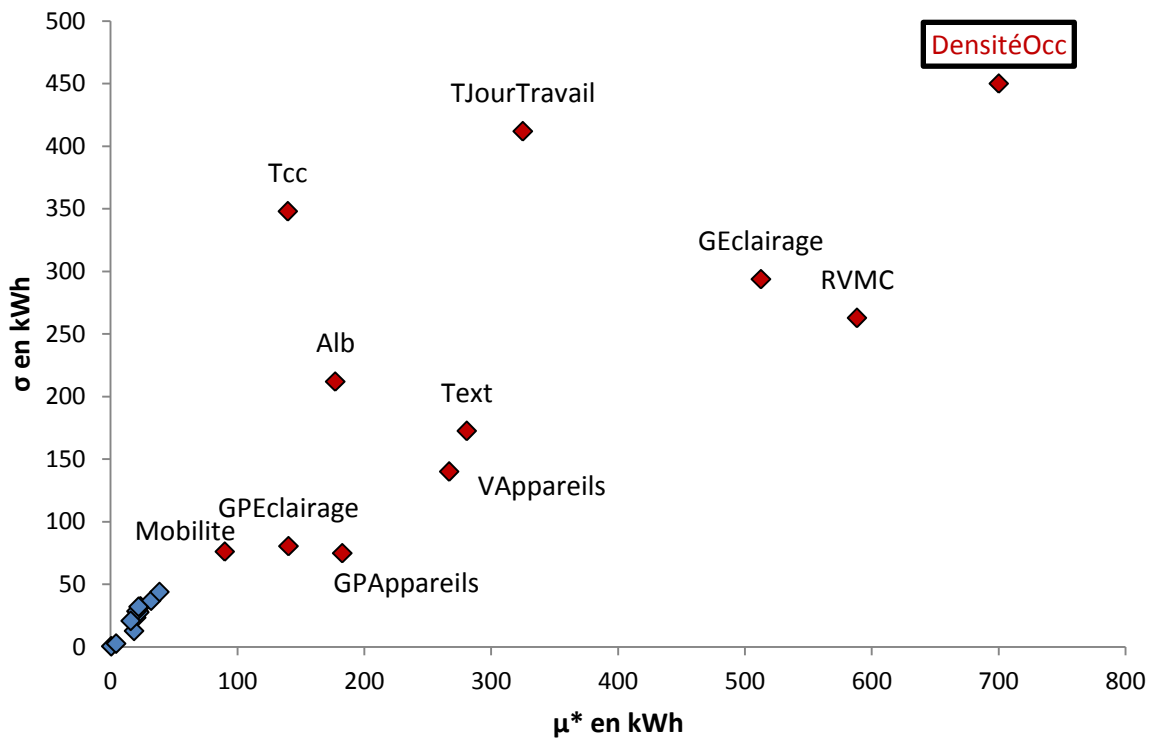


Figure 245 : Influence des facteurs incertains du modèle thermique et de l'occupation sur les besoins de chauffage du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Le paramètre le plus influent est la densité d'occupation. Son effet moyen est supérieur à 3 000 kWh donc le point correspondant n'a pas été placé à sa véritable position pour ne pas tasser la figure. Comme le nombre d'habitants des logements, la densité d'occupation des bâtiments de bureaux détermine fortement les apports internes dus au métabolisme, aux usages de bureautique et à l'éclairage. La marge d'incertitudes considérée sur ce paramètre était exagérée par rapport au cas d'étude. Les extrêmes (entre 8 et 20 m² par occupant), définissent la variabilité entre des bâtiments aux usages et à l'organisation différente. Pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies, composé de bureaux individuels et de quelques bureaux de deux places, l'incertitude sur le nombre

d'occupants est en fait assez réduite. Avec le modèle par défaut, en l'absence d'élément saisi par l'utilisateur²⁰⁹, la densité est tirée aléatoirement pour chaque zone du bâtiment donc les valeurs tendent à se moyenniser entre zones. Quoi qu'il en soit, pour des applications futures, la plage d'incertitude du paramètre devra être limitée. Au chapitre 2, nous avons proposé des ratios correspondant à des bureaux individuels ou à des *open-spaces*. Il pourrait être exigé des utilisateurs qu'ils définissent à laquelle de ces catégories appartiennent les zones des bâtiments modélisés, ou qu'ils fixent une valeur ou un intervalle pour la densité d'occupation.

La réduction *a minima* du débit de ventilation en dehors des périodes de présence a un effet sensible sur les besoins de chauffage. Le mode de gestion de l'éclairage également, puisque les utilisateurs actifs allument systématiquement la lumière à leur arrivée, ce qui conduit à une augmentation importante des apports internes. Dans l'analyse de Morris, les utilisateurs appartiennent tous à la catégorie fixée par le tirage (ils sont donc tous actifs ou tous passifs suivant les cas), mais le pourcentage d'utilisateurs actifs est figé à 15 % dans le modèle (cf. § 4.5.2), donc l'importance de ce facteur est surestimée dans l'analyse.

Le type de semaine de travail affecte les besoins de chauffage et on peut noter un écart-type particulièrement élevé pour ce facteur. Certaines catégories sont relativement proches mais lorsque tous les occupants réalisent des horaires extensifs, les apports internes augmentent sensiblement conduisant à une diminution des besoins de chauffage. Ceci pourrait être compensé par des périodes de réduit plus longues mais cet aspect n'a pas été intégré au modèle, et les horaires de passage en réduit sont fixes.

Les gammes de performance des appareils et de l'éclairage ainsi que les veilles des appareils sont influents parce qu'ils déterminent les apports internes.

L'albédo influence les besoins de chauffage par le biais des apports solaires.

Le paramètre de mobilité est le dernier facteur qui se distingue. Il pourrait influencer les besoins de chauffage en multipliant les allées et venues et donc les probabilités d'allumage des luminaires, lorsque sa valeur est élevée. Mais l'interprétation n'est pas évidente, et l'ampleur de l'influence se situe dans la marge d'erreur, si on considère que celle-ci est définie par l'incertitude sur la convergence.

6.3.2.3 Influence sur le bilan en énergie primaire

La convergence de la consommation annuelle du bâtiment en énergie primaire est illustrée sur la Figure 246. A l'issue des 250 simulations, la valeur moyenne est comprise entre 39 377 et 40 571 kWh, soit un écart d'environ 1 200 kWh. La moyenne est de 39 885 et l'écart-type de 355 kWh. Afin d'éviter des calculs superflus, le modèle photovoltaïque n'a pas été inclus dans l'analyse de Morris, puisqu'aucun paramètre le concernant n'était intégré. La production annuelle d'électricité photovoltaïque s'élève à 6 400 kWh, soit 21 120 kWh EP. La consommation d'énergie primaire du bâtiment, si l'on ne soustrait pas la production d'électricité est de 60 005 kWh EP.

²⁰⁹ L'utilisateur peut définir (de manière facultative) un ratio constant ou des valeurs minimale et maximale pour l'ensemble du bâtiment ou zone par zone (cf. chapitre 2).

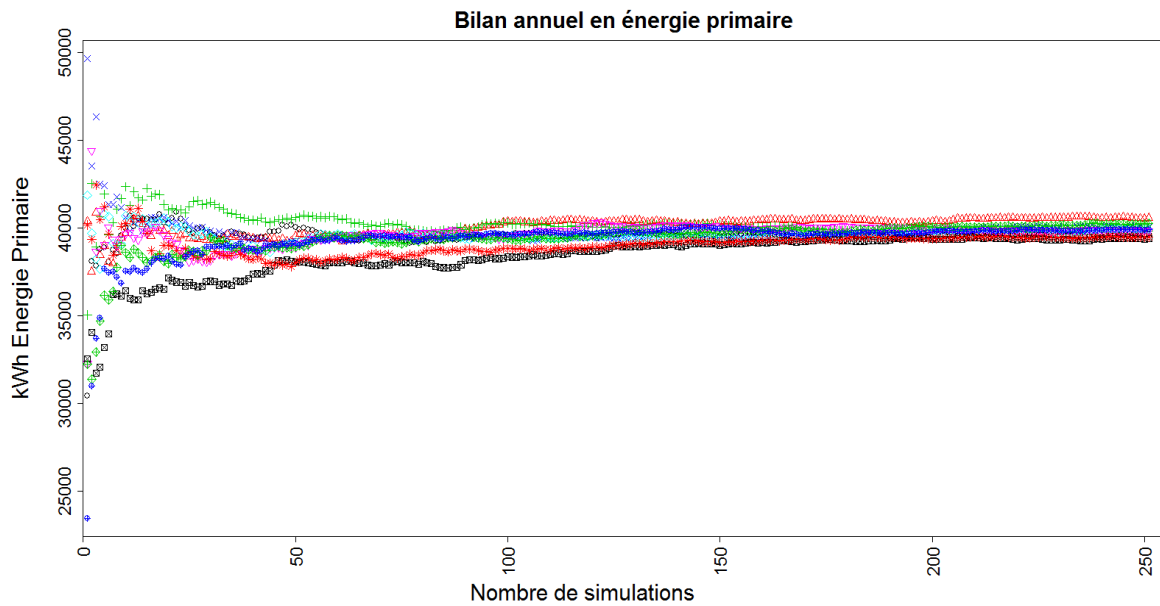


Figure 246 : Convergence des besoins de chauffage du bâtiment Bureaux IZUBA Energies, pour 10 séries de simulations

Les résultats de l'analyse de Morris sont présentés sur la Figure 247. Le facteur le plus influent est la densité de population, ce qui est logique puisque ce facteur impacte fortement l'ensemble des postes de consommations. Comme pour les besoins de chauffage, il n'est pas représenté avec ses coordonnées réelles pour des raisons de lisibilité de la figure.

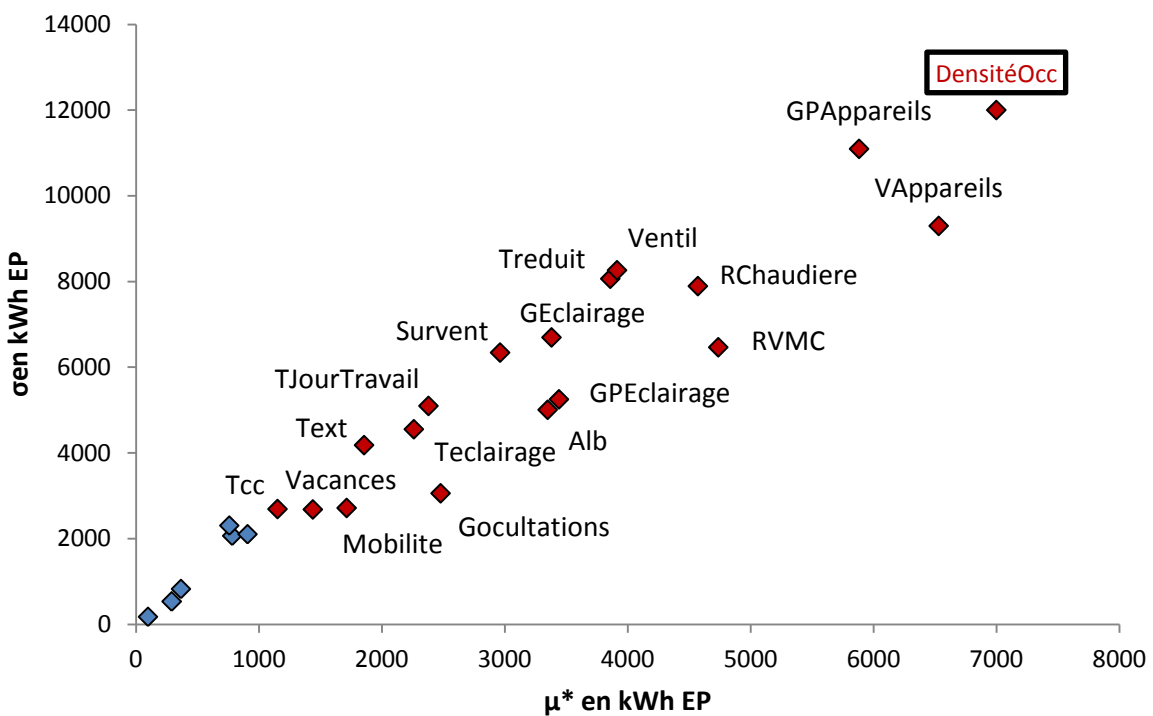


Figure 247 : Influence des facteurs incertains du modèle thermique et de l'occupation sur les consommations d'énergie primaire du bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Nous ne passons pas en revue l'ensemble des paramètres influents mais soulignons l'importance de l'électricité spécifique (l'énergie de chauffage est le gaz naturel) et de la régulation (chauffage et ventilation) pour les bâtiments de bureaux inoccupés les nuits et les week-ends, qui représentent l'essentiel des facteurs incertains influents.

6.3.3 Propagation d'incertitudes

Dans cette étude de cas, les facteurs du modèle thermique identifiés au § 6.4.2 sont intégrés à la propagation d'incertitude. A chaque simulation, une valeur est tirée au sort pour chacun des paramètres suivant sa PDF. Pour la méthode de Morris, les intervalles d'incertitude étaient discrétisés suivant un pas uniforme. Pour la propagation d'incertitudes, n'importe quel type de distribution peut être envisagé pour refléter l'incertitude qui pèse sur un paramètre.

Les intervalles sont bornés puisque l'on n'imagine pas que les paramètres puissent prendre des valeurs éloignées de leur valeur de référence au-delà d'une certaine limite. De plus, il y a lieu de penser que les valeurs proches de la valeur de référence sont plus probables que les valeurs qui en sont éloignées. Des lois normales tronquées permettent de représenter les distributions répondant à ces critères. Leurs espérances correspondront aux milieux des intervalles utilisés pour la méthode de Morris et les mêmes bornes seront conservées. Par hypothèse, les écart-types correspondent au quart de la longueur de l'intervalle. Il s'agit d'une hypothèse d'« incertitude faible », adaptée à un bâtiment neuf, donc bien connu. Par opposition, les écarts-types sont égaux à la moitié de la longueur de l'intervalle (hypothèse d'« incertitude élevée ») pour les paramètres de l'enveloppe du bâtiment rénové du troisième cas d'étude (§ 6.4). Les adjectifs « faible » et « élevé » sont relatifs l'un à l'autre et non absolus. Les PDFs correspondant aux deux hypothèses sont tracées à titre d'exemple pour l'épaisseur de paille compressée, pour laquelle les bornes sont fixées à 36 et 38 cm (Figure 248).

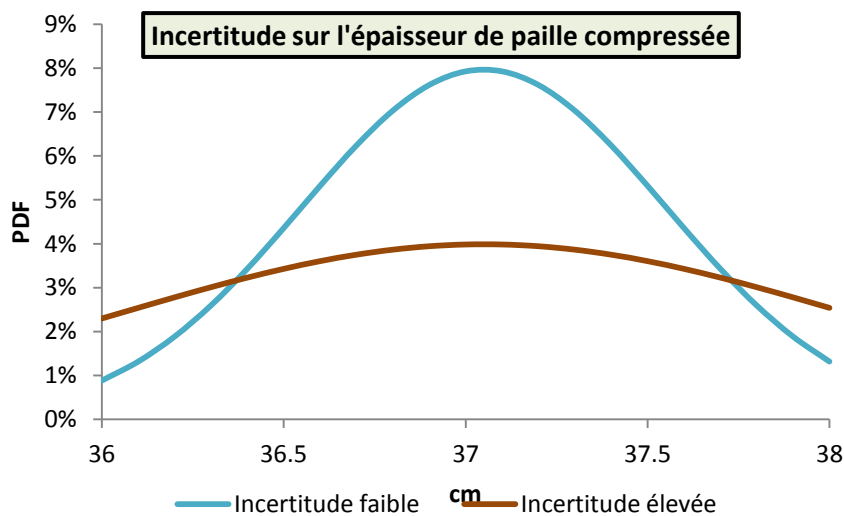


Figure 248 : Distribution de l'épaisseur de paille compressée, incertitudes faible et élevée

Les distributions des besoins de chauffage obtenues par les propagations d'incertitudes sont présentées sur la Figure 249.

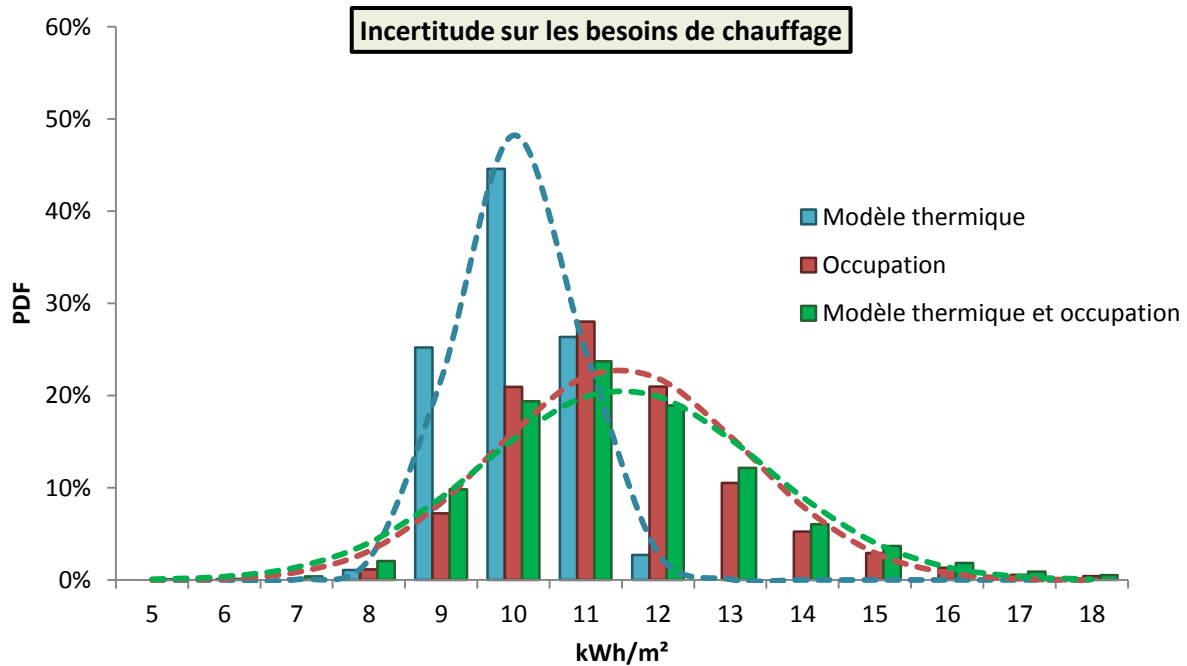


Figure 249 : Incertitude sur les besoins de chauffage pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies (les courbes en pointillées correspondent aux lois normales de mêmes espérances et écarts-types que les distributions issues de la propagation)

Si on considère uniquement l'incertitude sur les facteurs du modèle thermique, les besoins annuels de chauffage sont $10,0 \text{ kWh/m}^2$ avec un écart-type de $0,8 \text{ kWh/m}^2$. Si on considère seulement l'incertitude sur l'occupation, les besoins sont de $11,5 \text{ kWh/m}^2$ avec un écart-type de $1,7 \text{ kWh/m}^2$. Ce résultat est cohérent avec ceux de l'analyse de Morris, qui indiquaient une influence plus importante de l'incertitude liée à l'occupation par rapport à l'incertitude sur les paramètres du modèle thermique. L'espérance des besoins de chauffage est plus élevée avec les modèles d'occupation que pour la propagation des incertitudes sur le modèle thermique. Ceci s'explique par les consignes de chauffage plus élevées et par les actions des occupants sur les stores (moins d'apports solaires) et sur les fenêtres (plus de déperditions). La prise en compte de l'ensemble des incertitudes augmente relativement peu la dispersion par rapport au modèle d'occupation seul : les besoins sont de $11,5 \text{ kWh/m}^2$ en moyenne avec un écart-type de $1,9 \text{ kWh/m}^2$. On s'attendrait à une dispersion plus importante lorsque l'ensemble des incertitudes est pris en compte. Ce résultat indique des interactions entre facteurs et des effets non linéaires.

Sur la Figure 250, l'incertitude sur le bilan en énergie primaire, obtenue en propageant uniquement les incertitudes du modèle thermique, est comparée à l'incertitude globale incluant le modèle thermique et l'occupation. Afin de permettre la comparaison, une consommation d'électricité constante, égale à la moyenne des consommations électriques issues des modèles d'occupation ($36,9 \text{ kWh EF/m}^2$, soit 129 kWh EP/m^2) remplace les apports internes des scénarios déterministes pour la version « modèle thermique ». L'incertitude due à l'occupation seule, proche de l'incertitude totale, n'est pas représentée. La production d'électricité photovoltaïque retranchée au bilan est de $15,1 \text{ kWh/m}^2$ soit $52,8 \text{ kWh EP/m}^2$.

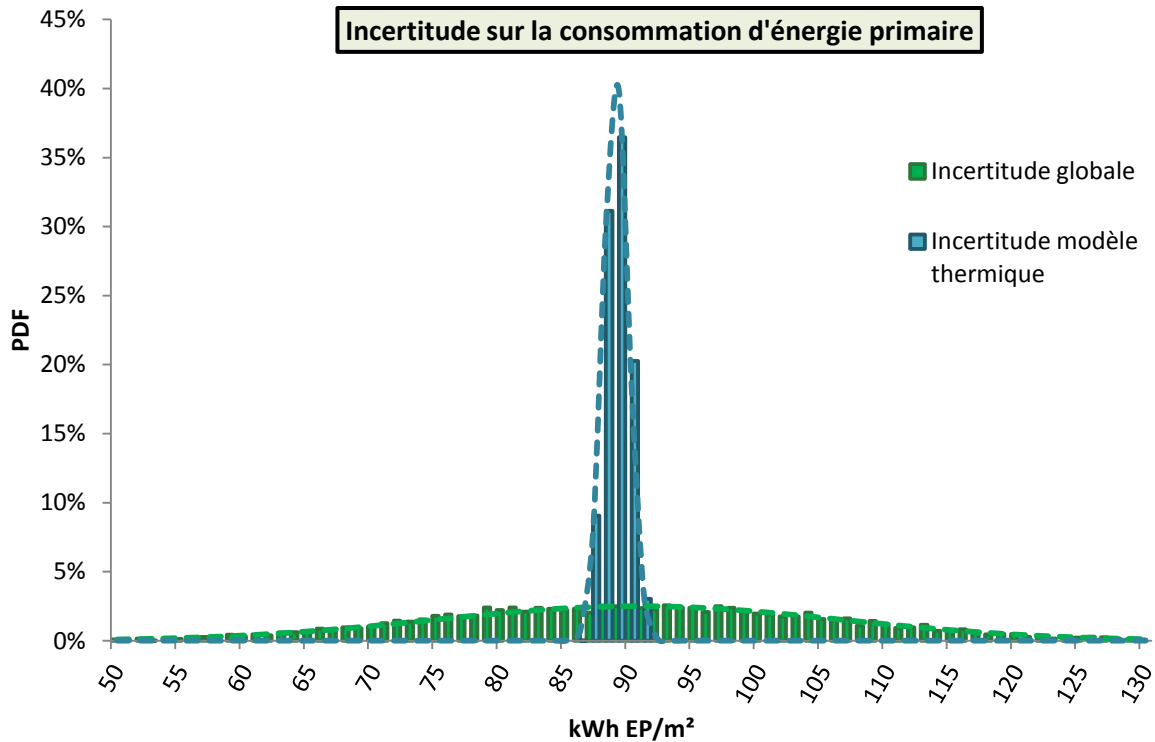


Figure 250 : Incertitude sur la consommation d'énergie primaire, liée aux paramètres du modèle thermique uniquement (bleu) et aux paramètres du modèle thermique et de l'occupation (vert)

Si on fait varier uniquement des paramètres des modèles thermiques en conservant des scénarios d'occupation identiques, les consommations prévues se situent dans un intervalle très resserré (entre 86 et 91 kWh EP/m²). Si l'incertitude sur l'occupation est intégrée, les consommations prévues se trouvent alors beaucoup plus dispersées. Dans le cas présent, pour lequel nous avons supposé qu'aucun élément relatif à l'occupation n'était connu, elles sont comprises entre 37 et 157 kWh EP/m².

Cette figure illustre le fait qu'à l'heure actuelle, l'incertitude sur les consommations globales des bâtiments simulés réside bien plus dans l'incertitude sur les facteurs liés à l'occupation que dans celle des facteurs du modèle thermique. Lorsque la composition de l'enveloppe, les données météorologiques et les performances des systèmes sont connues avec une bonne précision, ce qui est le cas au moins pour les constructions neuves, l'incertitude induite par le modèle thermique est faible. Améliorer sa précision, en affinant la description de certains phénomènes thermiques ou en augmentant le nombre de modes pour les modèles modaux ou le nombre de mailles pour les modèles aux volumes finis ne présente qu'un gain très marginal.

6.3.4 Conclusion de l'étude de cas n°2

Comme pour la maison I-BB, l'influence des incertitudes sur les paramètres du modèle thermique est du même ordre de grandeur que l'influence des incertitudes liées à l'occupation, en ce qui concerne les besoins de chauffage. Lorsqu'on s'intéresse au bilan en énergie primaire, l'incertitude sur les paramètres du modèle d'occupation prédomine largement. Pour ce bâtiment de bureaux, on note que l'incertitude relative à la régulation, du chauffage ou de la ventilation, influence fortement l'incertitude sur le bilan en énergie primaire.

Les propagations d'incertitudes révèlent des incertitudes sur les besoins de chauffage et sur le bilan en énergie primaire plus faibles que pour la maison I-BB. Ceci s'explique par une variabilité moindre du nombre d'occupants et d'appareils dans les bâtiments de bureaux, et par une marge de manœuvre des occupants plus réduite.

Il convient de souligner que l'incertitude sur l'occupation est exagérée dans cette étude de cas, par rapport à une situation réelle. En pratique, la densité d'occupation et le fonctionnement des régulations de la ventilation et du chauffage sont connues (avec un degré de confiance plus ou moins élevé), or nous avons vu que l'incertitude liée à ces paramètres était particulièrement influente. Par ailleurs, la régulation de la chaufferie ou de la VMC relève plus de la maintenance que du comportement des occupants au sens où nous l'entendons dans l'ensemble de la thèse.

6.4 Étude de cas n°3 : Garantie de performance énergétique (GPE) sur un immeuble résidentiel

L'exercice réalisé dans cette étude de cas est le suivant : le bâtiment étudié a subi une rénovation comprenant notamment une isolation ou sur-isolation des parois extérieures ; l'objectif est de prévoir les consommations de chauffage et d'ECS après travaux, avec une plage d'incertitude permettant au maître d'œuvre de s'engager sur une performance garantie.

6.4.1 Présentation du bâtiment

Le bâtiment étudié est un immeuble R+3 d'une surface habitable de 1 048 m² situé à Feyzin, en banlieue sud de Lyon. Il comprend 16 logements (1 T1, 3 T2, 9 T3 et 3 T4) modélisés par une zone thermique chacun et une circulation centrale constituant une dix-septième zone (Figure 251).

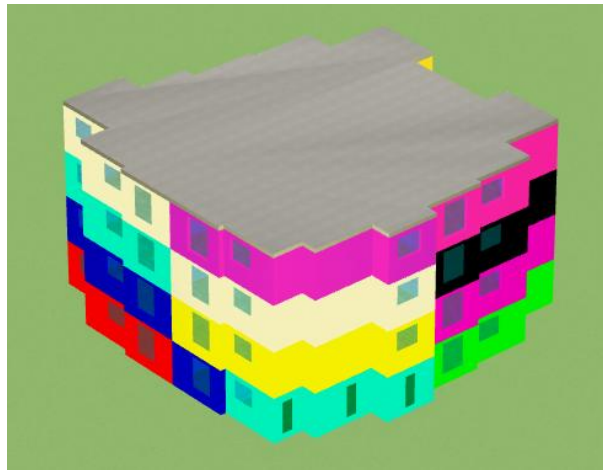


Figure 251 : Modèle 3D du bâtiment, logiciel Alcyone

Les caractéristiques thermiques du bâtiment, fournies dans le Tableau 94, correspondent à la situation après rénovation. Les taux de vitrage par façade sont présentés dans le Tableau 95. Une description détaillée des compositions des parois est fournie en annexe D.

Tableau 94 : Caractéristiques thermiques du bâtiment

Façades	U = 0,22 W/(m ² .K)
Loggias	U = 0,23 W/(m ² .K)
Plancher bas sur VS	U = 0,49 W/(m ² .K)
Toiture terrasse	U = 0,29 W/(m ² .K)
Menuiseries PVC 4/12/4	U = 1,9 W/(m ² .K)
Total ponts thermiques	Psi = 356 W/K
Débit de la VMC	0,3 vol/h
Débit d'infiltrations	0,15 vol/h

Tableau 95 : Pourcentage de vitrage par façade

Orientation	Taux de vitrage (%)
Verticale Sud	25
Verticale Est	14
Verticale Nord	19
Verticale Ouest	15

Le terrain est bien dégagé au sud (Figure 252), aucun masque n'a donc été pris en compte pour la modélisation.



Figure 252 : Vue aérienne du bâtiment

6.4.2 Sélection des facteurs du modèle thermique les plus influents

La première étape de l'analyse porte sur 55 paramètres liés à l'enveloppe du bâtiment, au climat et à l'installation de chauffage et d'ECS centralisée. L'objectif est d'identifier ceux qui influencent le plus les consommations de chauffage et d'ECS. Ils seront intégrés à la propagation d'incertitude, tandis que les facteurs peu influents seront fixés à une valeur moyenne afin de simplifier le processus. La liste des paramètres avec leurs intervalles d'incertitude est donnée en annexe D. Les incertitudes sur l'enveloppe (épaisseurs, conductivités, ponts thermiques) sont plus élevées que pour les deux autres études de cas qui portent sur des bâtiments neufs. La représentation des résultats sur le repère (μ^*, σ) est difficilement lisible à cause de la proximité des paramètres. 21 facteurs se démarquent par une influence importante de leur incertitude. Ils sont classés par rang (équation 6.5) sur la figure Figure 253.

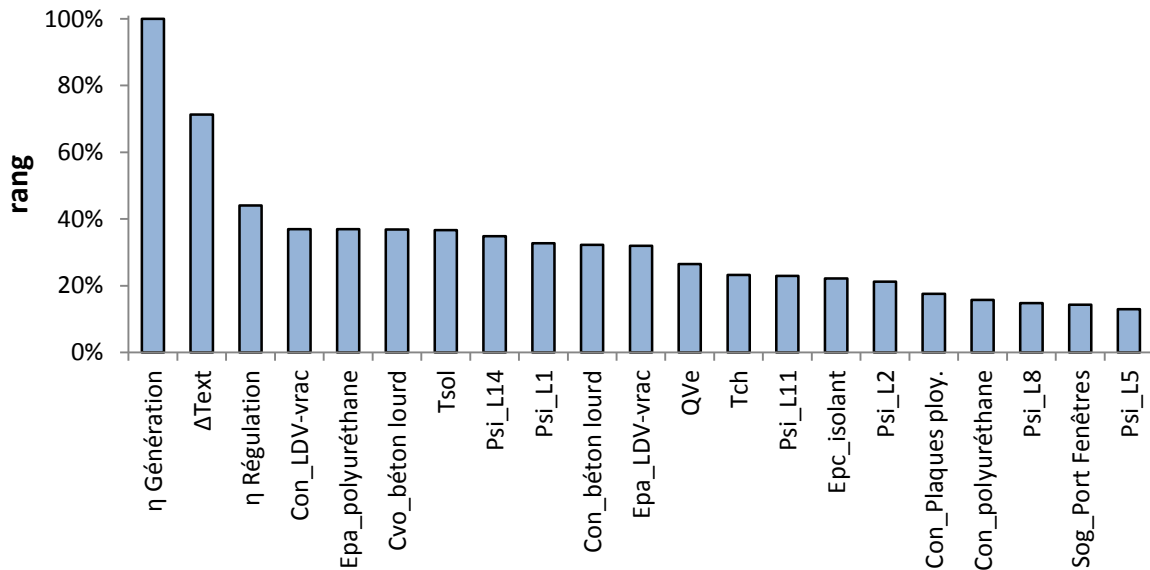


Figure 253 : Classement des facteurs du modèle thermique par rang d'influence de leur incertitude sur les consommations de chauffage et d'ECS

Le rendement de génération, qui n'était pas pris en compte dans l'étude de cas précédente, est le facteur le plus influent. En effet, la chaudière assure les besoins de chauffage et d'ECS et l'intervalle d'incertitude considéré est large (de 0,75 à 0,95).

6.4.3 Application de la propagation d'incertitudes à la GPE

En obtenant la distribution de probabilité sur les consommations énergétiques du bâtiment, un seuil de garantie peut être défini en fixant un pourcentage acceptable de risque. Dans cette étude de cas nous considérons que la garantie porte sur l'intervalle de confiance à 95 %, c'est-à-dire que le risque de dépassement est de 2,5 % (car 2,5 % des consommations sont en-dessous de l'intervalle de confiance).

Les 21 facteurs du modèle thermique identifiés au § 6.4.2 sont intégrés à la propagation d'incertitude. Leurs PDFs sont définies suivant l'hypothèse d'« incertitude élevée » présentée au § 6.3.3.

Trois propagations d'incertitudes sont réalisées (1 000 simulations chacune) :

- Les incertitudes sur les facteurs influents du modèle thermique sont propagées à travers le modèle de bâtiment utilisant les scénarios déterministes de la méthode de calcul réglementaire²¹⁰ (nombre d'habitants calculé à partir de la surface des logements, scénarios conventionnels de présence et d'apports internes, consigne à 19 °C, réduit à 16 °C, 34 L d'ECS/pers.j).
- Les incertitudes sur l'occupation sont propagées en répétant les simulations avec les modèles d'occupation par défaut activés.

²¹⁰ http://www.bulletin-officiel.developpement-durable.gouv.fr/fiches/BO201114/met_20110014_0100_0007%20annexe.pdf

- Les incertitudes sur les facteurs du modèle thermique et sur l'occupation sont propagées en tirant aléatoirement les facteurs incertains du modèle thermique tout en activant les modèles d'occupation par défaut.

Les distributions des consommations de chauffage et d'ECS (incluant les rendements de génération, régulation et les pertes de distribution) obtenues dans les trois cas (modèle thermique, occupation et modèle thermique + occupation) sont représentées à la Figure 254. Leurs espérances valent respectivement 83, 103 et 107 kWh/m² et leurs écarts-types sont respectivement de 6,5 kWh/m², 10,7 kWh/m² et 14,0 kWh/m². Les lignes verticales en pointillés correspondent aux seuils garantis (risque de dépassement de 2,5 %). La consommation mesurée durant l'année suivant les travaux est représentée en ligne continue rouge (110 kWh/m²).

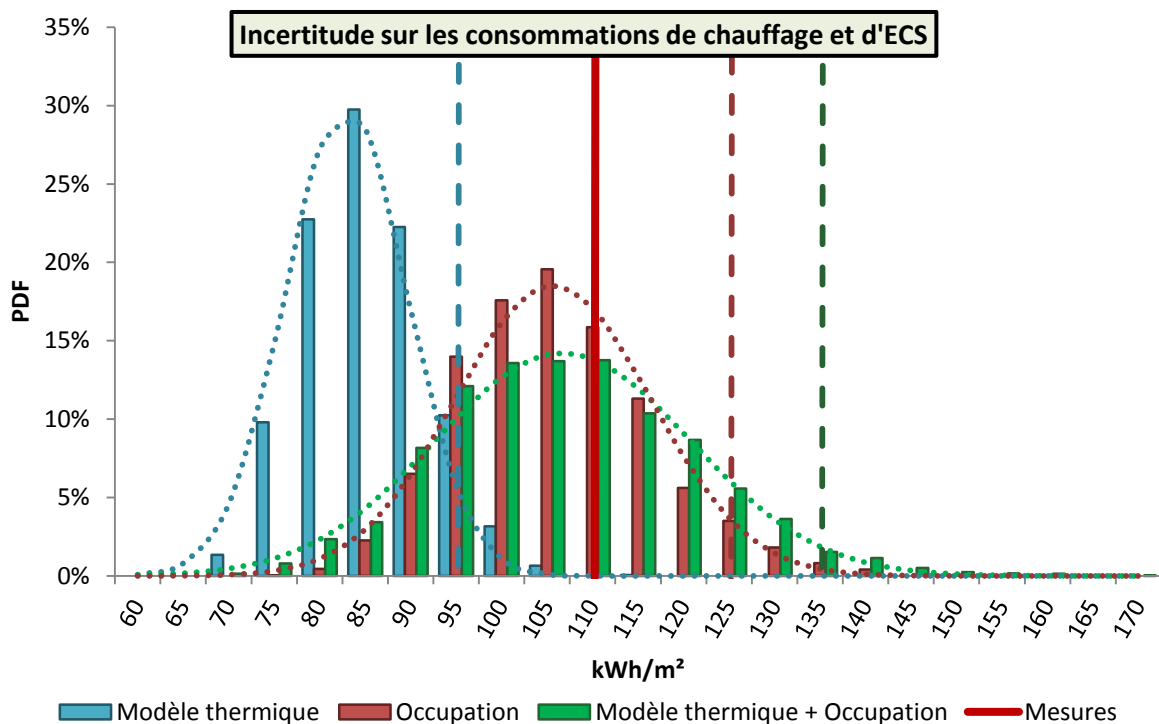


Figure 254 : Distributions des consommations de chauffage et d'ECS, liées aux facteurs incertains : du modèle thermique (bleu), des modèles d'occupation (rouge) et de l'ensemble des modèles (vert)

La consommation mesurée se situe au-delà de la valeur garantie si on ne considère que les incertitudes du modèle thermique (96 kWh/m²). En revanche, elle est inférieure aux valeurs garanties si seule l'incertitude liée à l'occupation est prise en compte (124 kWh/m²) ou si l'ensemble des incertitude est pris en compte (134 kWh/m²). Ceci s'explique par une espérance de la consommation plus élevée et une plus grande diversité lorsque les modèles d'occupations sont utilisés. De nombreux éléments diffèrent fortement des hypothèses du calcul réglementaire, mais cette différence est appréhendée par les modèles d'occupation.

En premier lieu, la consigne de chauffage mesurée (température intérieure moyenne en janvier et février) après la rénovation est de 22,8 °C contre 19 °C dans les scénarios conventionnels. Un important effet rebond est observé car la consigne avant les travaux était de 20,2 °C. L'effet rebond est un phénomène courant, résultant d'une augmentation de l'exigence de confort et de la diminution du coût énergétique suite à une rénovation (Greening et al., 2000 ; Haas et al., 1998 ; Hens et al., 2010 ; Sorrell et al., 2009). Avec les modèles d'occupation, la température de consigne

moyenne est de 21 °C, avec une plage de variation qui permet d'intégrer en partie le risque lié à l'effet rebond. Dans le cadre de la GPE, une température de consigne maximale pourrait être définie pour l'applicabilité de la garantie. Il serait alors nécessaire de suivre les températures intérieures, mais ceci est loin d'être insoluble puisqu'une telle mesure est facile à réaliser, peu coûteuse et fiable.

Le bâtiment est densément peuplé. Avec deux appartements habités par des ménages de 6 membres, il compte 43 habitants alors que le calcul réglementaire en attribue 35. Le modèle d'occupation génère 32 habitants en moyenne, avec un écart-type de 4,3. Le nombre d'habitants est supérieur ou égal à 43 dans seulement 1 % des cas, mais il est supérieur à 35 (valeur du calcul réglementaire) dans 25 % des simulations.

Les volumes d'ECS consommés sont plus faibles que la moyenne, 16 L/(pers.j) à 55 °C contre 34 selon la méthode réglementaire et le modèle d'occupation. Avant la rénovation, le volume d'ECS moyen par habitant et par jour était de 28 L.

Les consommations moyennes par logement des appareils électriques et de l'éclairage sont de 2077 kWh après les travaux et 3 050 kWh avant les travaux. Nous ne disposons pas de suffisamment d'éléments pour expliquer la baisse des consommations d'électricité spécifique ainsi que des volumes d'eau chaude par personne entre les situations avant et après travaux. D'après les scénarios conventionnels elles s'élèvent à 2 000 kWh, tandis que le modèle d'occupation prévoit une valeur de 2 630 kWh en moyenne (indépendamment des travaux).

Il y a des différences importantes entre les hypothèses du calcul réglementaire et les mesures, mais également entre les mesures avant et après travaux, et entre les données météorologiques utilisées pour la simulation et les données mesurées à proximité du site. Certaines évolutions tendent à accroître les consommations et d'autres tendent à les réduire. Une analyse plus détaillée est nécessaire pour évaluer l'influence des différents facteurs, et réduire l'incertitude sur les consommations prédites en intégrant les informations disponibles pertinentes. Ce travail est actuellement en cours. Il permettra d'identifier quels éléments relatifs à l'occupation méritent d'être mesurés ou relevés lors d'une visite ou d'un audit afin d'améliorer la précision des prévisions.

Dans ce bâtiment de 16 logements, le foisonnement des consommations par logement joue un rôle important du point de vue de la GPE. Le seuil de dépassement à 2,5% des 16 logements est inférieur à la somme des seuils à 2,5% de chaque logement. Il est très peu probable que tous les logements soient simultanément très consommateurs, ce qui permet de fixer le seuil de garantie à une valeur qui n'est pas exagérément élevée.

6.4.4 Conclusion de l'étude de cas n°3

Cette étude de cas, contrairement aux précédentes, intègre les performances de la chaudière et de la régulation. L'incertitude sur ces deux facteurs se révèle logiquement influente sur les besoins de chauffage. On note que les incertitudes liées à l'enveloppe thermique sont plus influentes que dans les cas précédents, puisque les intervalles d'incertitude sont plus larges pour ce bâtiment rénové.

Les modèles d'occupation semblent fonctionner efficacement dans le cadre d'une application à la GPE. 1 000 simulations permettent d'obtenir une distribution des consommations de chauffage suffisamment bien centrée et large pour englober la consommation mesurée, sans que la valeur garantie ne soit très élevée. Pour un bon fonctionnement de la GPE, il est nécessaire que les gains

escomptés de la rénovation soient conséquents, donc la valeur garantie se doit d'être la plus basse possible. Il s'agit d'inciter les propriétaires ou les gestionnaires de parcs de bâtiments à réaliser des travaux de rénovation en leur assurant des temps de retour sur investissement. Il faut donc trouver un compromis entre la limitation du risque de dépassement et l'assurance d'un gain substantiel en cas de rénovation. Pour illustrer le propos, les consommations minimale et maximale possibles ont été calculées en fixant tous les paramètres incertains de manière coordonnée, de façon à minimiser ou maximiser les consommations. Deux scénarios déterministes d'occupation correspondant à des consommations de chauffage minimale et maximale ont été considérés pour ce calcul. Les valeurs obtenues sont de 64 et 202 kWh/m². Le seuil de garantie obtenu par la propagation de l'ensemble des incertitudes est de 134 kWh/m², soit une différence de 68 kWh/m² avec la valeur maximale prévue par le calcul simplifié, c'est à dire 71 300 kWh, soit environ 4 300 € pour un tarif du gaz de 0,06 €/kWh. Ceci souligne l'intérêt d'ajuster au mieux le seuil de garantie pour encourager la réalisation de travaux de rénovation énergétique.

Des travaux complémentaires sont nécessaires pour identifier les informations qui doivent être relevées en priorité pour resserrer l'encadrement de la consommation réelle du bâtiment. Il serait également utile de mieux comprendre le phénomène de l'effet rebond pour l'anticiper et/ou limiter son ampleur.

6.5 Discussion, conclusion du chapitre

6.5.1 Discussion

Afin d'appliquer la méthode de Morris à des modèles stochastiques, il a été nécessaire de réaliser des séries de simulations pour chaque jeu de paramètre fixé, au lieu de l'unique évaluation de rigueur avec les modèles déterministes. La contrainte des capacités de calculs nous a conduits à limiter le nombre de simulations à 250, après une analyse empirique indiquant que la convergence était lente au-delà de cette valeur. A l'issue de ce travail, il nous semble que l'analyse pourrait aboutir à des résultats plus précis en réalisant moins de simulations par séries (p.ex. 100 ou 150) mais plus de répétitions (r), pour un nombre identique de simulations au total. r est généralement compris entre 5 et 20 d'après la littérature, mais pour une application à des modèles stochastiques, des valeurs plus élevées sont sans doute nécessaires.

L'incertitude due à l'inachèvement de la convergence a été traitée sommairement. Sur 10 séries de 250 simulations, nous avons considéré que l'intervalle entre les valeurs moyennes minimale et maximale de la sortie définissait une marge d'erreur, à l'intérieur de laquelle les résultats ne devaient pas donner lieu à une interprétation. Ce travail gagnerait à être approfondi pour définir la marge d'erreur de manière plus rigoureuse.

Les résultats des analyses de Morris sont extrêmement dépendants des intervalles d'incertitude définis pour les facteurs. Ils doivent être interprétés prudemment. De manière générale, l'analyse de Morris permet de mieux comprendre les modèles mais il est délicat de transposer les classements des paramètres en termes de connaissances sur l'énergétique des bâtiments. Par exemple, le fait que la gamme de performance de l'éclairage apparaisse aussi influente que la gamme de performance des appareils électriques pour la maison I-BB, tient à la définition des gammes (plus contrastées dans le cas de l'éclairage), mais ne signifie pas que l'éclairage est aussi important que les appareils électriques en termes de consommation.

Il a été constaté empiriquement que 1 000 simulations étaient suffisantes pour faire converger les distributions des consommations énergétiques lors des propagations d'incertitudes. Il est vraisemblable qu'un nombre inférieur (mais supérieur à 250) est suffisant dans la majorité des cas. Cette question relève d'un intérêt pratique pour des calculs de GPE par des bureaux d'études.

Les distributions des consommations énergétiques produites par les modèles peuvent difficilement être validées. On sait que le modèle est faux si une valeur mesurée se situe en dehors de la distribution (sauf conditions exceptionnelles). En revanche, on ne peut pas tirer de conclusion à partir du moment où la mesure se situe à l'intérieur de la distribution issue du modèle, qu'elle soit proche de la moyenne ou bien éloignée. Une première validation consisterait à vérifier la progression de l'encadrement lorsque l'on ajoute des éléments connus. Si le modèle est bon, la distribution aura tendance à se resserrer autour de la mesure lorsque des éléments seront précisés dans le modèle (p.ex. le nombre d'occupants, leurs caractéristiques, les consignes de température, les types d'appareils, etc.). Ce travail est en cours sur le cas d'étude consacré à la GPE. Pour valider le modèle dans son ensemble, il faudrait disposer de mesures dans des bâtiments identiques, ce qui n'est envisageable que pour des logements. Il s'agirait d'étudier la correspondance entre la distribution des consommations des logements identiques et la distribution obtenue par propagation d'incertitudes.

Il serait intéressant de calculer les besoins de chauffage avec les scénarios déterministes de présence et d'apports internes qui ont été élaborés au cours des chapitres précédents, à partir des moyennes des scénarios générés par les modèles stochastiques. Si ces scénarios permettent d'approcher, par un calcul déterministe, l'espérance des distributions des besoins de chauffage obtenues par propagation des incertitudes liées à l'occupation, alors, un travail complémentaire pourrait être conduit pour construire des scénarios déterministes correspondants aux moyennes +/- écarts-types des scénarios générés par les modèles stochastiques. A partir de 3 scénarios déterministes (moyenne et moyenne +/- écart-type) par thème (présence et apports internes), il deviendrait envisageable d'approcher à moindre coût la distribution des besoins de chauffage.

6.5.2 Conclusion du chapitre

Les modèles développés au cours de la thèse et couplés au logiciel de STD, ont été mis en application sur trois études de cas : une maison passive, un bâtiment de bureaux performant et un immeuble résidentiel rénové.

Pour la maison passive et le bâtiment de bureaux, l'influence des facteurs du modèle thermique (enveloppe du bâtiment, climat et systèmes) a été comparée à celle des facteurs des modèles d'occupation, en utilisant la méthode d'analyse de sensibilité globale de Morris. Cette méthode permet d'évaluer qualitativement l'influence des facteurs, en les ordonnant d'après l'effet que produit leur modification sur la sortie. Elle permet de parcourir efficacement l'espace des entrées en répétant successivement plusieurs plans factoriels, prenant ainsi en compte les interactions entre paramètres et la non linéarité de leur influence.

La méthode a été adaptée pour les modèles stochastiques, une évaluation du modèle nécessitant non pas une simulation comme pour les modèles déterministes, mais une série, afin d'approcher la sortie par sa valeur moyenne sur la série. Le nombre de simulations par série a été fixé à 250 de manière empirique, pour permettre une convergence suffisante de la moyenne, sans compromettre la méthode par des temps de calculs trop élevés. L'incertitude liée à l'inachèvement

de la convergence a été discutée au cas par cas, suivant la grandeur d'intérêt suivie (besoins de chauffage, bilan en énergie primaire, indicateur de confort) et le bâtiment.

Afin de maîtriser les temps de calculs, la méthode a été employée en premier lieu sans les modèles stochastiques d'occupation, pour sélectionner les facteurs du modèle thermique dont l'incertitude a une influence significative sur les besoins de chauffage. Dans les deux cas (maison passive et bâtiment de bureaux), les trois facteurs les plus influents ont été retenus pour participer à l'analyse incluant les paramètres du modèle d'occupation. Il s'agissait de facteurs relatifs au climat (dérive de la température extérieure) et aux systèmes (débit de ventilation, efficacité de l'échangeur double-flux) plutôt qu'à l'enveloppe. Les intervalles d'incertitudes sur les paramètres de l'enveloppe étaient cependant réduits pour ces bâtiments bien connus.

Pour les besoins de chauffage, l'incertitude sur les facteurs du modèle thermique a un effet d'amplitude inférieure mais comparable à l'effet de l'incertitude liée à l'occupation. Sur le bilan en énergie primaire et sur le confort d'été, l'incertitude liée à l'occupation est nettement prépondérante. En particulier, le nombre d'occupants détermine fortement les apports métaboliques, les utilisations des appareils électriques, de l'éclairage et, dans les logements, de l'ECS.

Les incertitudes sur différentes sorties sont évaluées par des propagations d'incertitudes avec la méthode de Monte-Carlo. 1 000 simulations suffisent à faire converger les distributions des sorties.

L'incertitude est particulièrement élevée sur les besoins de chauffage et le bilan en énergie primaire de la maison passive. Selon l'occupation effective, les objectifs de performance (besoins de chauffage inférieurs à 15 kWh/m² et bilan positif en énergie primaire) sont largement atteints ou sont loin de l'être. Pour les 10 % situés aux extremums de la distribution, la consommation en énergie primaire est respectivement inférieure à -130 kWh/m² (bilan positif) et supérieure à 60 kWh/m².

Pour le bâtiment de bureaux, l'incertitude est plus réduite mais elle reste importante, portée essentiellement par l'incertitude sur l'occupation.

Pour l'immeuble d'habitation, l'incertitude des facteurs du modèle thermique a un impact plus important, parce que les rendements de la chaudière et de la régulation sont inclus, et parce que l'incertitude est plus grande sur les paramètres de l'enveloppe (bâtiment rénové). Les comportements réels, connus grâce à des mesures, diffèrent sensiblement des hypothèses des scénarios conventionnels, notamment en termes de consigne de chauffage, de nombre d'habitants et de volumes d'ECS consommés. En conséquence, lorsque l'occupation est modélisée par les scénarios conventionnels, la propagation des incertitudes du modèle thermique ne permet pas de saisir la consommation réelle de chauffage et d'ECS à l'intérieur de l'intervalle de confiance à 95 %. En revanche, les modèles d'occupation permettent de mieux centrer la distribution et génèrent une diversité suffisante pour encadrer la valeur mesurée, sans toutefois proposer un seuil de garantie trop élevé. Des travaux complémentaires doivent être menés pour identifier les éléments dont le relevé ou le suivi sont susceptibles d'améliorer le plus efficacement la précision de l'encadrement. Cette première application des modèles stochastiques d'occupation à la GPE est encourageante, l'imprévisibilité de l'occupation étant jusqu'à aujourd'hui considérée comme un verrou majeur à la mise en pratique de la GPE.

Conclusion générale

Bilan du travail effectué

Conformément aux objectifs initiaux de cette étude, une méthodologie d'évaluation de l'incertitude des résultats de simulation thermique dynamique (STD) liée à l'occupation a été conçue et mise en œuvre avec le logiciel Pléiades+COMFIE. Il s'agissait d'une problématique nouvelle au sein du groupe de recherche ETB. Aussi, l'approche était clairement orientée vers la modélisation, mais toutes les pistes étaient ouvertes concernant le choix du type de modèle.

Le travail initial a donc consisté à étudier l'état des connaissances dans le domaine, avec un intérêt particulier pour les méthodes de modélisation. Dans la mesure où le confort occupe une position névralgique dans les travaux sur le comportement des occupants, un état de l'art sur ce thème a également été réalisé. Il a mis en lumière les atouts de l'approche stochastique statistique (efficacité, saisie implicite de phénomènes adaptatifs, procédures de validation) et les limites de l'approche orientée agent basée sur le confort (limites des modèles de confort thermique, liens entre inconfort et actions construits sur des hypothèses). En dressant, un panorama des connaissances et des modèles existants, nous avons défini une architecture de modélisation susceptible de répondre à nos objectifs. Elle est composée de plusieurs modèles stochastiques, dont une partie constitue un pré-process indépendant pouvant être vu comme un « générateur de scénarios » pour la STD. Les modèles sont articulés entre eux et couplés à un outil de simulation de manière automatisée. Tous ont une résolution de 10 min.

La planification du développement de cet ensemble de modèles a soulevé la problématique des données disponibles. Cette question a constitué un fil rouge tout au long de la thèse. Après avoir envisagé de réaliser par nous mêmes des enquêtes ou des mesures de différentes natures, nous avons opté pour l'acquisition de données auprès de tiers. Certaines données se sont révélées inexploitable. Pour d'autres, obtenues relativement tardivement, l'exploitation n'a plus été jugée prioritaire. Au final, le développement des modèles repose sur des données publiques tirées des bases de données de l'Insee, des rapports des campagnes de mesures conduites par Enertech en partenariat avec l'ADEME et EDF, de la littérature scientifique, et de rapports d'institutions publiques ou d'industriels.

Le premier modèle développé porte sur la présence dans les bâtiments de bureaux. Il reprend la formulation d'un modèle stochastique de référence, mais le calibrage intègre une typologie d'horaires de travail construite à partir d'une Enquête Emploi du Temps (EET) de l'Insee. Ceci rend possible son application à n'importe quel bâtiment de bureaux sans recours à des mesures supplémentaires. Le modèle est complété par un processus stochastique de génération des occupants utilisant des statistiques sur la densité d'occupation des bâtiments de bureaux. Une modélisation des longues absences liées aux vacances et aux arrêts maladie est également intégrée sur la base de données d'Enquêtes Vacances de l'Insee et de la Caisse Nationale d'Assurance Maladie. Ce modèle génère des scénarios annuels de présence des occupants à leur poste de travail.

Un modèle stochastique de présence et d'activités dans les logements, prenant en compte les caractéristiques sociodémographiques des individus, a été adapté. Il s'agit d'un modèle détaillé, construit à partir d'une EET de l'Insee. Il génère des scénarios d'activités individualisés par habitant. Nous l'avons complété par un modèle stochastique permettant de créer des habitants aux

Conclusion générale

caractéristiques cohérentes, à partir de données du Recensement de la Population de l'Insee. Un module supplémentaire localise les habitants dans le logement en fonction de leurs activités.

Un modèle pour la simulation des ouvertures et fermetures de fenêtres a été identifié dans la littérature et adapté. Des analyses de sensibilité ont été menées sur deux études de cas : la maison passive « I-BB » et le bâtiment de bureaux performant « IZUBA Energies ». Les résultats obtenus pour la maison I-BB avec plusieurs variantes du modèle ont été comparés à des mesures provenant de quatre immeubles résidentiels. Une analyse plus approfondie est nécessaire pour apprécier le réalisme des prédictions car les taux d'ouvertures sont très variables entre les quatre bâtiments. Nous suggérons que le modèle pourrait être amélioré en prenant en compte les activités des habitants dans les logements. Dans le cas des bureaux, des durées d'ouverture particulièrement longues sont dues à la reproduction par le modèle de particularités du bâtiment pour lequel il a été calibré. Ce biais peut être facilement corrigé en imposant une fermeture lors du départ des occupants à la fin de leur journée de travail.

Deux modèles stochastiques dédiés à la gestion des occultations et de l'éclairage artificiel dans les bâtiments de bureaux ont été sélectionnés dans l'état de l'art, et adaptés. Le modèle d'occultations a été discrétisé et le calcul des taux d'éclairement sur les plans de travail est réalisé, pour les différentes positions des dispositifs, au cours d'un pré-process. Ainsi, la durée des calculs d'éclairage, potentiellement problématique, est réduite à un niveau négligeable. Un modèle d'équipement des bâtiments de bureaux en systèmes d'éclairage a été développé à partir de données d'une campagne de mesures dans 50 bâtiments de bureaux. Les prévisions conjointes des modèles d'occultations et d'éclairage pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies sont discutées et comparées aux mesures réalisées dans les 50 bâtiments. Les durées de fonctionnement et les consommations placent le bâtiment simulé parmi les 15 % de bâtiments les moins consommateurs, résultat cohérent pour ce bâtiment dont tous les postes de travail sont proches de vitrages. Le modèle génère une variabilité importante des durées d'allumage, ce qui est intéressant du point de vue de la propagation d'incertitudes. Les horaires de travail se révèlent particulièrement influents sur les consommations d'éclairage.

Un modèle stochastique original pour le choix et le contrôle des consignes de chauffage dans les logements a été proposé. Il repose sur des mesures dans 95 logements performants en France et 248 logements au Royaume-Uni. Les températures de consigne moyennes sont de 21 °C, soit 2 °C de plus que dans les scénarios réglementaires. Un processus probabiliste fixe les températures de consigne en fonction des caractéristiques sociodémographiques des ménages et des types de pièces. A cet effet, des hypothèses ont été construites à partir d'un recensement des observations qualitatives de la littérature. Des réduits d'amplitudes variables sont appliqués suivant des probabilités propres aux ménages durant les périodes de sommeil ou d'absence des habitants.

Un modèle stochastique original pour la simulation du fonctionnement des appareils électriques domestiques a été développé. Il repose sur des données issues des campagnes de mesures les plus conséquentes à ce jour concernant la consommation des appareils électriques. A la différence des modèles existants, les taux d'équipement (pour 30 types d'appareils) ont été calibrés en fonction des caractéristiques sociodémographiques des ménages grâce à des données de l'Enquête « Budget de famille 2006 » de l'Insee, de publications spécialisées et des inventaires des campagnes de mesures. Les puissances appelées sont individualisées par appareil alors que les modèles existants utilisent des puissances identiques pour les appareils d'un type donné. Les probabilités de déclenchement des

Conclusion générale

différents types d'appareils sont liées aux activités des habitants. La précision et le volume des données a permis un calibrage de ces probabilités en fonction de l'heure de la journée, de sorte que, pour chaque type d'appareil, la courbe de charge journalière moyenne obtenue sur un grand nombre de simulation coïncide avec la courbe de charge journalière moyenne mesurée. Des coefficients de saisonnalité ont été intégrés. Les distributions des durées de fonctionnement et des consommations annuelles obtenues par le modèle, sont en bonne adéquation avec les mesures, indiquant que la diversité générée par le modèle est réaliste.

Un modèle stochastique original pour l'éclairage domestique a été proposé. Les pièces des logements sont équipées de luminaires, puis l'utilisation de l'éclairage est simulée en fonction de la présence des habitants, de la localisation géographique du bâtiment, de l'heure de la journée et du mois de l'année. Les taux d'équipement, détaillés par type de source, ainsi que les probabilités de déclenchement, sont calibrés pour chaque type de pièce à partir de statistiques portant sur l'intégralité des luminaires de 100 logements. Le modèle génère une variété réaliste en termes de puissances installées, et reproduit, pour chaque type de pièce, les principales évolutions saisonnières et horaires de la demande d'éclairage.

Un modèle stochastique original pour les puisages domestiques d'eau chaude et froide a été développé. Il associe les activités des habitants à des postes de consommation correspondant à des volumes variables et des températures fixes. Il est calibré à partir d'une enquête et de modélisations des consommations unitaires réalisées par le Centre d'Information sur l'Eau. Les données d'une campagne de mesures dans 300 logements ont permis de valider les moyennes et les écarts-types des consommations d'ECS par habitant, mais l'évolution horaire des profils de puisage n'a été appréciée que de manière qualitative. Ce modèle est couplé à des modèles de production solaire, de stockage et de distribution de l'ECS.

Un modèle stochastique original pour les usages de bureautique dans les bureaux a été développé. Un poste de travail individualisé par occupant est supposé systématiquement allumé en cas de présence de l'occupant, tandis que l'extinction, manuelle ou automatique, est variable. La composition des postes de travail, les puissances des appareils et les probabilités d'extinction sont calibrées à partir de mesures effectuées dans 50 bâtiments de bureaux. La diversité des durées de fonctionnement et des consommations annuelles mesurées est bien reproduite par le modèle. Les principaux appareils partagés (imprimantes, serveurs, etc.) ont été modélisés sous la forme d'une consommation constante. D'autres appareils électriques, potentiellement très consommateurs comme les fontaines ou les distributeurs de boissons, n'ont pas été intégrés faute de données suffisantes.

Une méthode d'analyse de sensibilité globale a été mise en place sur le modèle complet (incluant l'ensemble des aspects de l'occupation) couplé au logiciel de STD, à travers trois études de cas : la maison I-BB, le bâtiment Bureaux IZUBA Energies et un immeuble résidentiel. Son application à des modèles stochastiques a nécessité une adaptation originale, chaque jeu de paramètre donnant lieu à une série de simulations afin d'estimer la sortie par sa valeur moyenne sur la série. En ce qui concerne les besoins de chauffage, l'incertitude sur les facteurs du modèle thermique (enveloppe du bâtiment, climat et systèmes) a un effet d'ampleur inférieure mais du même ordre de grandeur que l'effet de l'incertitude liée à l'occupation. En revanche, cette dernière prédomine nettement si l'on s'intéresse au bilan en énergie primaire (incluant les consommations d'électricité spécifique et d'ECS) ou au confort d'été.

Conclusion générale

Pour les trois cas d'études, l'incertitude sur les résultats de la STD liée à l'occupation a été quantifiée par une propagation d'incertitudes suivant la méthode de Monte-Carlo. 1 000 simulations suffisent pour faire converger l'espérance et l'écart-type des distributions des sorties. Cela représente entre 2 et 7 h de calcul en parallélisant les simulations, selon le nombre de zones simulées, et le nombre de cœurs et la cadence des processeurs de l'ordinateur utilisé. L'incertitude sur les consommations de chauffage et d'énergie primaire est maximale pour la maison individuelle. Les occupants ont moins de marges de manœuvre dans les bureaux, et un phénomène de compensation entre logements réduit l'incertitude sur la consommation globale de l'immeuble résidentiel.

Pour l'immeuble résidentiel, la méthodologie développée a été appliquée pour définir un seuil de garantie, correspondant à l'intervalle de confiance à 95 % (soit un risque de dépassement de 2,5 %), sur les consommations annuelles de chauffage et d'ECS. Lorsque les aspects relatifs à l'occupation sont modélisés avec les scénarios conventionnels, la consommation réelle (110 kWh/m²) se situe au dessus de la valeur garantie (96 kWh/m²). Les modèles d'occupation permettent de mieux centrer la distribution, et génèrent une diversité permettant d'encadrer la valeur mesurée à l'intérieur d'un intervalle de confiance, sans pour autant proposer un seuil de garantie trop élevé (134 kWh).

Des scénarios déterministes hebdomadaires, correspondant aux moyennes des scénarios générés par les modèles stochastiques, ont été proposés pour la présence et les apports internes dans les bâtiments de bureaux et les logements. Ces scénarios sont plus réalistes que les scénarios conventionnels et pourraient les remplacer. Un travail doit être mené pour comparer leur capacité de prédiction à celle des scénarios conventionnels. Nous suggérons également d'utiliser une température de consigne de 21 °C plutôt que de 19 °C pour les calculs déterministes, dans les logements comme dans les bureaux.

Un attention constante a été portée aux aspects pratiques d'utilisation lors du développement des modèles. Pour les bâtiments de bureaux l'utilisateur doit impérativement saisir le type des zones, par exemple « pièces de bureaux », « pièces communes », etc. Pour les bâtiments résidentiels, les zones thermiques ne doivent pas recouvrir plusieurs logements, les types des pièces (p.ex. « séjour », « cuisine », « chambre »...) comprises dans chaque zone doivent être précisés, ainsi que la localisation (urbaine ou rurale) et le type de logement (maison, appartement ou autre). Si les informations nécessaires sont disponibles, des entrées supplémentaires peuvent être renseignées par l'utilisateur du logiciel pour diminuer la dispersion des prédictions : le nombre d'occupants, les types d'horaires de travail, les caractéristiques sociodémographiques des ménages, les types d'appareils présents, les gammes de performance des appareils et de l'éclairage, les volumes moyens par douche, ou encore les catégories de comportement (« actifs », « moyens » ou « passifs ») pour les différents types d'actions. Toutes les entrées non fixées par l'utilisateur sont tirées aléatoirement à partir de distributions par défaut.

Perspectives

Avec notre modèle simplifié de gestion des protections solaires dans les logements, le taux d'occultation pendant la journée en hiver est logiquement apparu comme un facteur très influent sur les besoins de chauffage de la maison I-BB. Un modèle pourrait être développé pour prévoir la gestion des occultations dans les logements. Le modèle développé pour les bâtiments de bureaux

Conclusion générale

n'est en effet pas transposable, puisqu'il se focalise uniquement sur le confort visuel. Dans le cas des logements, les mesures nécessaires au calibrage devraient porter sur des variables relatives au confort visuel et thermique ainsi qu'à l'intimité (p.ex. la densité d'habitation, ou une variable binaire indiquant la présence d'un vis-à-vis proche). Le modèle pourrait être de type logit, et les variables explicatives devraient être sélectionnées de façon itérative.

Un modèle d'ouvertures de fenêtres pour les logements, plus précis que le modèle actuellement implémenté, pourrait être développé en intégrant les activités des occupants. La cuisine, la vaisselle et les douches, notamment sont fortement corrélées à la qualité de l'air intérieur, aux odeurs et à l'humidité. Les activités pourraient donc être utilisées comme indicateurs de ces variables.

Il serait intéressant d'évaluer le gain de précision sur la prédiction des besoins de chauffage obtenu en couplant le modèle d'ouverture de fenêtres au modèle nodal pour les mouvements d'air intégré à *Pléiades+COMFIE*.

Le modèle de présence dans les bâtiments de bureaux pourrait être amélioré en proposant des semaines de travail composées de différents types de journées (pour l'heure, le même type d'horaire est affecté aux cinq jours de la semaine). Il serait également utile d'intégrer le travail à temps partiel, les déplacements professionnels, le télé-travail et le travail le week-end.

Un modèle stochastique de présence dans les espaces communs (salles de réunion, de détente, de formation...) des bâtiments de bureaux, pourrait être étudié, soit par une modélisation indépendante, soit en intégrant des visiteurs et en suivant les occupants lorsqu'ils quittent leur poste de travail. Par défaut, une incertitude importante devrait caractériser la présence dans les espaces communs.

Les modèles d'ouverture de fenêtres et de gestion des protections solaires dans les bâtiments de bureaux tirés de la littérature, pourraient être rendus plus robustes en élargissant l'échantillon de calibrage à d'autres bâtiments. Plutôt que de calibrer des nouveaux modèles qui seront sujets à la même problématique liée aux données de calibrage, il est préférable de renforcer ces modèles existants, construits suivant une méthode statistique rigoureuse.

La précision des modèles de présence et d'activités pourrait être améliorée en intégrant des règles de synchronisation des occupants : les occupants d'un même bureau sortent déjeuner en même temps, les membres d'une famille tendent à quitter leur logement ou à prendre leurs repas aux mêmes heures. Dans le même esprit, des règles d'interactions pour les actions pourraient aussi être définies. En cas de présence de plusieurs individus, la décision d'ouvrir la fenêtre pourrait par exemple être « démocratique » ou « autoritaire ». Des apports de la sociologie et de la psychologie seraient utiles pour définir ces règles. Il s'agirait de développer une « orientation agent » du modèle.

Les modèles de consommation d'électricité spécifique devraient être validés sur des courbes de charge agrégées à l'échelle de plusieurs logements. Employés dans la thèse pour générer des scénarios d'apports internes, ils fonctionnent aussi indépendamment de la STD. Ils pourront servir à mieux prendre en compte les impacts environnementaux de l'électricité spécifique dans les outils d'analyse de cycle de vie (ACV) des bâtiments et des quartiers (notamment ceux qui intègrent une modélisation dynamique du mix de production d'électricité). Ils pourront également être utilisés dans une démarche de maîtrise de la demande d'énergie (MDE), en simulant des modifications des comportements et/ou des évolutions technologiques des appareils et de l'éclairage. L'adéquation

Conclusion générale

entre consommation et production délocalisée à l'échelle d'un îlot ou d'un quartier pourra aussi être étudiée.

Le modèle pourrait être utilisé pour identifier les critères (compacité, orientation, inertie, isolation, surface vitrée, etc.) déterminant la robustesse des bâtiments à l'occupation, c'est à dire leur sensibilité au comportement des occupants. Cette question suscite un intérêt croissant, la robustesse étant présentée comme un objectif de conception dans la littérature. Ce point de vue peut être remis en question dans la mesure où les occupants d'un bâtiment peu robuste ont la possibilité d'avoir des consommations inférieures s'ils ont un comportement adapté. L'objectif de robustesse dépend donc de la capacité à anticiper les comportements pour les décennies à venir, étant donnée la durée de vie des bâtiments.

Dans la perspective du développement d'outils d'aide à la décision incluant les bâtiments et les transports à l'échelle des quartiers ou des villes, les occupants constituent le lien naturel pour le couplage des différents modèles. A cet effet, un modèle précis pour l'équipement des ménages en véhicules a été proposé en vue d'un couplage avec un modèle de transport.

La priorité selon nous, est d'évaluer la qualité de la prédiction de l'incertitude sur les consommations d'énergie, obtenue par la propagation d'incertitudes. Il s'agit d'analyser l'évolution de l'espérance et de l'incertitude prévues lorsque de nouvelles informations sont intégrées (nombre d'occupants, température de consigne, caractéristiques sociodémographiques, nombre et type des appareils électriques, etc.). La confiance dans le modèle sera confortée si, lorsque les informations sont ajoutées, l'intervalle de confiance se resserre tout en conservant la consommation mesurée en son sein. Idéalement, ce travail sera réalisé sur plusieurs études de cas. Une validation plus poussée est difficilement envisageable, sauf à disposer de mesures des consommations d'un grand nombre (de l'ordre d'une centaine) de bâtiments ou de logements identiques ou très similaires et soumis au même climat. En ce cas, la distribution des consommations mesurées pourrait être comparée à la distribution issue de la propagation d'incertitudes.

Pour finir, nous souhaitons insister sur l'intérêt de la rénovation énergétique des bâtiments. Le renouvellement du parc existant est inférieur à 1 % par an dans la plupart des pays développés. La rénovation énergétique à grande échelle constitue donc le principal levier d'économie d'énergie et de réduction des gaz à effet de serre dans le secteur du bâtiment. Sur le plan économique, elle accroît la valeur du parc immobilier, améliore l'indépendance énergétique et la balance commerciale de la France, et représente une importante source d'emplois, non délocalisables, d'ingénieurs, de techniciens, d'ouvriers qualifiés, d'architectes, etc. La rénovation énergétique peut devenir plus attractive pour les propriétaires et gestionnaires de parcs grâce à un instrument tel que la GPE, en leur assurant un temps maximal de retour sur investissement. Par ces travaux de thèse, des verrous scientifiques à la mise en place de la GPE ont été levés. La modélisation proposée a été couplée de manière fonctionnelle à un outil d'aide à la décision, afin de diffuser rapidement une méthodologie d'évaluation de l'incertitude liée à l'occupation. Nous serions satisfaits si ce travail pouvait contribuer à encourager de futurs projets de rénovation énergétique.

Annexes

A. Interface utilisateur de l'outil développé

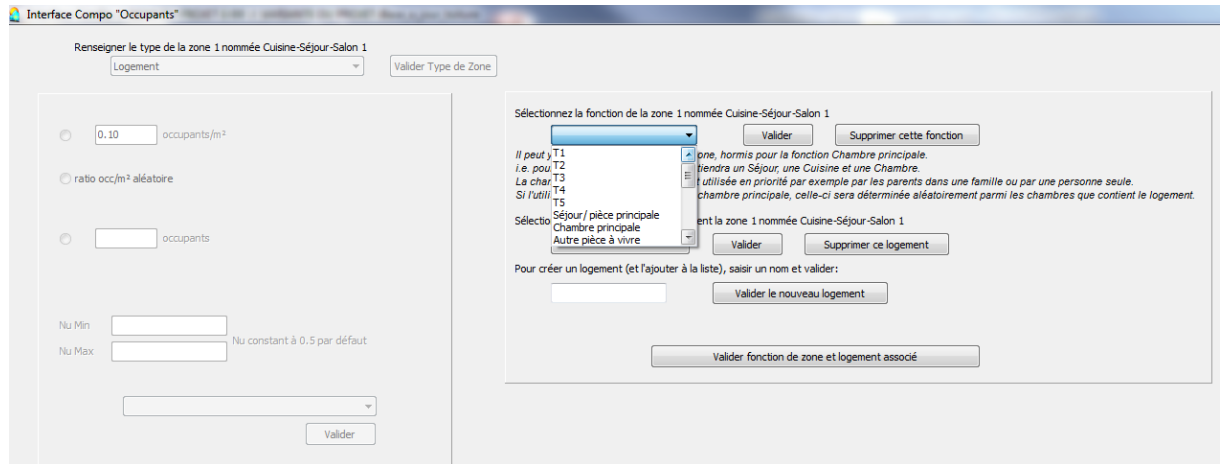


Figure 255 : Interface utilisateur pour le renseignement des zones. A droite pour les zones de logements, à gauche pour les zones des bâtiments de bureaux

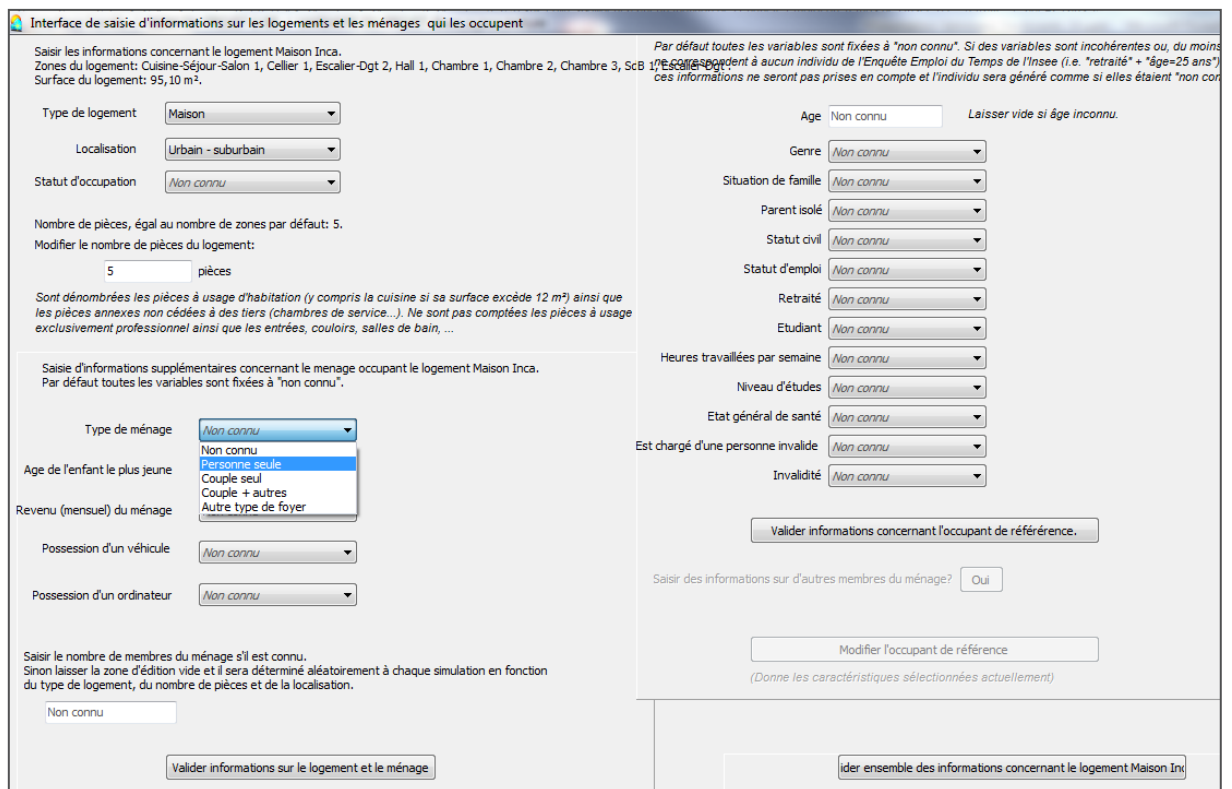


Figure 256 : Interface pour la saisie des caractéristiques des ménages. Seuls le type de logement, la localisation et le nombre de pièces doivent être obligatoirement renseignés. Les autres éléments sont supposés « non connus » par défaut.

B. Annexe sur la maison I-BB

Tableau 96 : Composition et caractéristiques thermo-physiques des parois de la maison I-BB. Source (Munaretto, 2014)

Parois	Matériaux	Caractéristiques					
		λ [$\frac{W}{m.K}$]	ρ [$\frac{kg}{m^3}$]	C_p [$\frac{J}{kg.K}$]	e [m]	R [$\frac{m^2.K}{W}$]	U [$\frac{W}{m^2.K}$]
<i>PvExt</i>	Crépis	0.700	1400	1001	0.015	0.021	46.667
	Polystyrène extrudé	0.030	35	1400	0.200	6.667	0.150
	Enduit hydrofuge	1.000	1800	1001	0.015	0.015	66.667
	Voile béton	1.750	2300	922	0.150	0.086	11.667
	Plâtre gypse	0.430	1200	1001	0.010	0.023	43.000
	Total				0.390	6.812	0.147
<i>PvVS</i>	Polystyrène extrudé	0.029	35	1400	0.200	6.897	0.145
	Enduit hydrofuge	1.000	1800	1001	0.015	0.015	66.667
	Voile béton	1.750	2300	922	0.150	0.086	11.667
	Enduit hydrofuge	1.000	1800	1001	0.015	0.015	66.667
	Polystyrène extrudé	0.029	35	1400	0.200	6.897	0.145
	Total				0.580	13.909	0.072
<i>Pignons</i>	Crépis	0.700	1400	1001	0.015	0.021	46.667
	Polystyrène extrudé	0.030	35	1400	0.200	6.667	0.150
	Enduit hydrofuge	1.000	1800	1001	0.015	0.015	66.667
	Voile béton	1.750	2300	922	0.150	0.086	11.667
	Laine de verre	0.032	12	839	0.100	3.125	0.320
	Total				0.480	9.914	0.101
<i>PB</i>	Polystyrène extrudé	0.030	35	1400	0.200	6.667	0.150
	Dalle béton armé	2.500	2400	1001	0.160	0.064	15.625
	Chape béton	1.750	2400	878	0.080	0.046	21.875
	Carrelage	0.410	1200	1001	0.010	0.024	41.000
	Total				0.450	6.801	0.147
<i>PI</i>	Plaque de plâtre	0.325	850	799	0.013	0.040	25.000
	Lame d'air	0.938	1	1224	0.150	0.160	6.253
	Entrevous béton	1.053	800	648	0.200	0.190	5.265
	Chape béton	1.750	2400	878	0.080	0.046	21.875
	Carrelage	0.410	1200	1001	0.010	0.024	41.000
	Total				0.453	0.460	2.174
<i>PH</i>	Plaque de plâtre	0.325	850	799	0.013	0.040	25.000
	Lame d'air	0.938	1	1224	0.150	0.160	6.253
	Laine de verre	0.035	12	839	0.400	11.429	0.088
	Total				0.563	11.628	0.086
<i>Cloisons</i>	Plaque de plâtre	0.430	1200	1001	0.015	0.035	28.667
	Laine de verre	0.041	25	1030	0.040	0.976	1.025
	Plaque de plâtre	0.430	1200	1001	0.015	0.035	28.667
	Total				0.070	1.045	0.957
<i>Sol</i>	Argile/Limon	1.500	1500	2084	1.000	0.667	1.500
				Total	1.000	0.667	1.500
<i>Pilier</i>	Béton banché	1.750	2300	922	0.150	0.086	11.667
				Total	0.150	0.086	11.667
<i>Toiture</i>	Tuiles terre cuite	2.2	2700	752	0.015	0.007	146.667
				Total	0.015	0.007	146.667

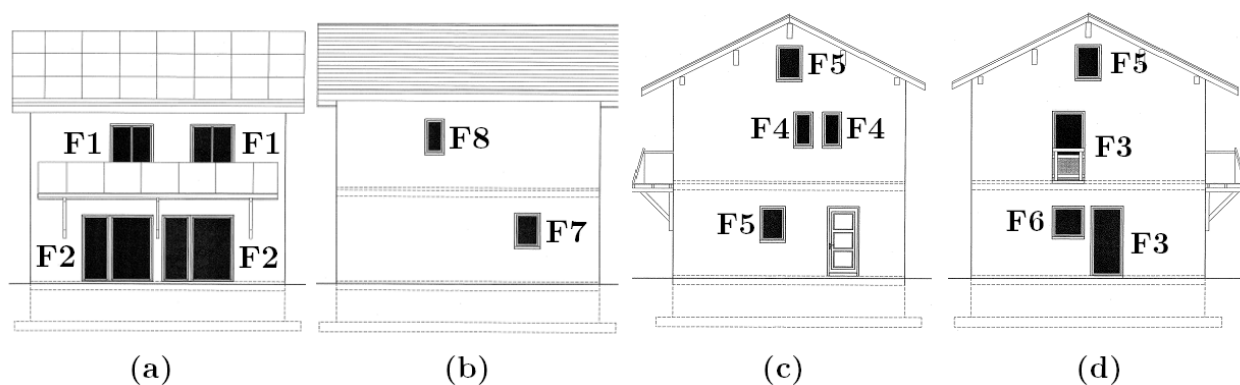


Figure 257 : Plan des façades la maison I-BB, (a) sud, (b) nord, (c) ouest, (d) est. Source (Munaretto, 2014)

Tableau 97 : Caractéristiques des fenêtres et portes fenêtrées de la maison I-BB. Source (Munaretto, 2014)

Nom	Nb vitrages	H [mm]	L [mm]	S [m ²]	Ratio vitrage [%]	U moy [W.m ⁻² .K ⁻¹]	τ_{\perp} moy [-]
F1	2	2115	1385	2.929	62	1.4	0.38
F2	2	2115	2285	4.833	78	1.31	0.47
F3	2	2115	985	2.083	66	1.36	0.4
F4	2	1015	585	0.594	44	1.49	0.28
F5	2	1015	785	0.797	52	1.45	0.32
F6	2	915	985	0.901	55	1.43	0.34
F7	3	1015	785	0.797	52	1.29	0.25
F8	3	1015	585	0.594	44	1.37	0.21

Tableau 98 : Volumes et surfaces des zones du modèle de la maison I-BB. Source (Munaretto, 2014)

Nom	Niveau	Volume [m ³]	Surface [m ²]
Vide Sanitaire	R-1	45.00	56.25
Salon	RDC	81.50	32.60
Dégagement RDC	RDC	15.20	5.79
Hall	RDC	10.90	4.35
Cellier	RDC	12.50	4.98
Dégagement R+1	R+1	16.20	6.48
Chambre 1	R+1	28.80	12.00
Chambre 2	R+1	28.20	11.75
Chambre 3	R+1	28.20	11.75
Salle de bain	R+1	13.00	5.40
Combles	R+2	54.30	50.00

Tableau 99 : Récapitulatif des ponts thermiques globalisés par zone vers l'extérieur et vers les locaux non chauffés. Source (Munaretto, 2014)

Zone	EXT [W.K ⁻¹]	LNC [W.K ⁻¹]
Salon	4.275	1.213
Cellier	0.801	0.232
Dgt Rdc	0.432	0.083
Hall	0.877	0.276
Chambre 1	1.217	0.165
Chambre 2	1.417	0.162
Chambre 3	1.417	0.162
Dgt R+1	0.401	0.043
Sdb	1.047	0.116

Tableau 100 : Débits des bouches de soufflage et d'aspiration de la maison I-BB mesurés pendant une campagne de mesure ponctuelle par balomètre. Source (Munaretto, 2014)

Mode	Pièce	Débit [m ³ .h ⁻¹]
<i>Soufflage</i>	Repas	31.7
<i>Soufflage</i>	Séjour	36.1
<i>Soufflage</i>	Chambre 1	25.5
<i>Soufflage</i>	Chambre 2	26.6
<i>Soufflage</i>	Chambre 3	30.8
<i>Soufflage</i>	Total	150.7
<i>Aspiration</i>	Cuisine	32.2
<i>Aspiration</i>	Cellier	13.7
<i>Aspiration</i>	WC RDC	55.2
<i>Aspiration</i>	WC R+1	10.9
<i>Aspiration</i>	Salle de bain	10.5
<i>Aspiration</i>	Total	122.5

Paramètres du modèle thermique pour l'analyse de Morris sur la maison I-BB

Tableau 101 : Paramètres du modèle thermique intégrés à l'analyse de Morris pour la maison I-BB

Description	Nom	Min	Max	Unité
Albédo du sol environnant	Alb	0,3	0,4	[-]
Latitude	Lat	45,596	45,687	[°]
Longitude	Lon	-5,881	-5,869	[°]
Température du sol	Tsol	7	11	[°C]
Delta température extérieure	ΔT_{ext}	-0,5	0,5	[°C]
Variation rayonnement global horizontal	GHO	-5	5	[%]
Variation rayonnement global	DHO	-5	5	[%]

diffus				
Orientation par rapport à l'axe sud	ORI	-17	-13	[°]
Hauteur	HAU	627	637	[cm]
Longueur	LGR	821	831	[cm]
Largeur	LAR	721	731	[cm]
Coefficient d'échange thermique de la menuiserie				
F1	UWF_F1	1,33	1,47	[W/m ²]
F2	UWF_F2	1,25	1,38	[W/m ²]
F3	UWF_F3	1,29	1,42	[W/m ²]
F4	UWF_F4	1,41	1,56	[W/m ²]
F5c	UWF_F5c	1,39	1,54	[W/m ²]
F5s	UWF_F5s	1,37	1,52	[W/m ²]
F6	UWF_F6	1,36	1,5	[W/m ²]
F7	UWF_F7	1,23	1,36	[W/m ²]
F8	UWF_F8	1,3	1,44	[W/m ²]
Porte bois intérieure	UWP-IBB PBI	4,75	5,25	[W/m ²]
Porte bois isolante performante	UWP-IBB PBIP	1,14	1,26	[W/m ²]
Évolution de la surface de la menuiserie par rapport à la surface initiale				
	SWF_F1	-1	1	[%]
	SWF_F2	-1	1	[%]
	SWF_F3	-1	1	[%]
	SWF_F4	-1	1	[%]
	SWF_F5 Combles	-1	1	[%]
	SWF_F5 Rdc	-1	1	[%]
	SWF_F6	-1	1	[%]
	SWF_F7	-1	1	[%]
	SWF_F8	-1	1	[%]
	SWP_PBI	-1	1	[%]
	SWP_PPIP	-1	1	[%]
Émissivité				
	EPS_Toiture sous PV	0,4	0,6	[-]
	EPS_Peinture blanche	0,86	0,95	[-]
	EPS_Couleur lisse brun	0,86	0,95	[-]
	EPS_Enduit	0,86	0,95	[-]
Absorptivité				
	ALP_Toiture sous PV	0,1	0,3	[-]
	ALP_Peinture blanche	0,17	0,23	[-]
	ALP_Couleur lisse brun	0,6	0,81	[-]
	ALP_Enduit	0,55	0,75	[-]
Facteur solaire de la menuiserie				
	SOG_F1	57	63	[%]
	SOG_F2	57	63	[%]
	SOG_F3	57	63	[%]
	SOG_F4	57	63	[%]
	SOG_F5c	57	63	[%]
	SOG_F5s	57	63	[%]

SOG_F6	57	63	[%]
SOG_F7	42,75	47,25	[%]
SOG_F8	42,75	47,25	[%]
Épaisseur			
EPA_Dalle pleine en béton armé	15,5	16,5	[cm]
EPA_Chape Béton	7,5	8,5	[cm]
EPA_Carrelage	0,95	1,05	[cm]
EPA_Placoplâtre BA 13	1,24	1,37	[cm]
EPA_Lame d'air 15 cm	14,5	15,5	[cm]
EPA_Plancher poutrelles + hourdis	19,5	20,5	[cm]
EPA_Platre gypse	0,95	1,05	[cm]
EPA_Laine de verre	3,8	4,2	[cm]
EPA_Crepis	1,43	1,58	[cm]
EPA_Polystyrène extrudé Wallmate	19,5	20,5	[cm]
EPA_Enduit hydrofugé	1,43	1,58	[cm]
EPA_Béton banché	14,5	15,5	[cm]
EPA_LDV ISOCONFORT 35	39,5	40,5	[cm]
EPA_Tuiles Terre cuite	1,43	1,58	[cm]
EPA_LDV ISOCONFORT 32	9,5	10,5	[cm]
EPA_Polystyrène extrudé Roofmate	19,5	20,5	[cm]
EPA_Argile ou limon	95	105	[cm]
Conductivité			
CON_Dalle pleine en béton armé	2,34	2,66	[W/(m,K)]
CON_Chape Béton	1,6	1,9	[W/(m,K)]
CON_Carrelage	0,36	0,46	[W/(m,K)]
CON_Placoplatre BA 13	0,28	0,38	[W/(m,K)]
CON_Lame d'air 15 cm	0,84	1,03	[W/(m,K)]
CON_Plancher poutrelles + hourdis	0,96	1,14	[W/(m,K)]
CON_Platre gypse	0,37	0,48	[W/(m,K)]
CON_Laine de verre	0,038	0,044	[W/(m,K)]
CON_Crepis	0,62	0,78	[W/(m,K)]
CON_Polystyrène extrudé Wallmate	0,027	0,033	[W/(m,K)]
CON_Enduit hydrofuge	0,92	1,77	[W/(m,K)]
CON_Béton banche	1,6	1,9	[W/(m,K)]
CON_LDV ISOCONFORT 35	0,032	0,039	[W/(m,K)]
CON_Tuiles Terre cuite	2,11	2,29	[W/(m,K)]
CON_LDV ISOCONFORT 32	0,029	0,035	[W/(m,K)]
CON_Polystyrène extrudé Roofmate	0,026	0,032	[W/(m,K)]
CON_Argile ou limon	1,35	1,65	[W/(m,K)]
Capacité thermique volumique			
CVO_Dalle pleine en béton armé	2181	2619	[kJ/(m ³ ,K)]
CVO_Chape Béton	1891	2333	[kJ/(m ³ ,K)]
CVO_Carrelage	1090	1310	[kJ/(m ³ ,K)]
CVO_Placoplâtre BA 13	599	759	[kJ/(m ³ ,K)]
CVO_Lame d'air 15 cm	1,1	1,3	[kJ/(m ³ ,K)]
CVO_Plancher poutrelles + hourdis	443	593	[kJ/(m ³ ,K)]

	CVO_Plâtre gypse	1088	1312	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Laine de verre	22	29	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Crepis	1267	1533	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Polystyrène extrudé Wallmate	44	54	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Enduit hydrofuge	1631	1969	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Beton banche	1906	2326	[kJ/(m3,K)]
	CVO_LDV ISOCONFORT 35	7	13	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Tuiles Terre cuite	1941	2125	[kJ/(m3,K)]
	CVO_LDV ISOCONFORT 32	7	10	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Polystyrène extrudé Roofmate	44	54	[kJ/(m3,K)]
	CVO_Argile ou limon	2906	3349	[kJ/(m3,K)]
Coefficient d'échange convectif intérieur				
Plancher bas sur vide sanitaire	HCI_PbVS	1,42	2,14	[W/(m²,K)]
Plancher haut sur grenier ventilé	HCI_PhGV	3,67	5,51	[W/(m²,K)]
Plancher intermédiaire	HCI_Pi	0,9	3	[W/(m²,K)]
Parois verticales	HCI_Pv	1	6	[W/(m²,K)]
Paroi en contact avec le sol	HCI_Sol	1	6	[W/(m²,K)]
Coefficient d'échange convectif extérieur				
Parois verticales	HCE_PvExt	5,6	24,67	[W/(m²,K)]
Plancher bas sur vide sanitaire	HCE_PbVS	2,66	4	[W/(m²,K)]
Plancher haut sur grenier ventilé	HCE_PhGV	3,2	4,8	[W/(m²,K)]
Coefficient d'échange radiatif intérieur				
Plancher bas sur vide sanitaire	HRI_PbVS	3,91	5,87	[W/(m²,K)]
Plancher haut sur grenier ventilé	HRI_PhGV	3,87	5,81	[W/(m²,K)]
Plancher intermédiaire	HRI_Pi	4	6	[W/(m²,K)]
Parois verticales	HRI_Pv	4,84	5,13	[W/(m²,K)]
Paroi en contact avec le sol	HRI_Sol	4,89	5,13	[W/(m²,K)]
Coefficient d'échange radiatif extérieur				
Parois verticales	HRE_PvExt	3,3	4,63	[W/(m²,K)]
Plancher bas sur vide sanitaire	HRE_PbVS	2,34	3,5	[W/(m²,K)]
Plancher haut sur grenier ventilé	HRE_PhGV	2,51	3,77	[W/(m²,K)]
Évolution des ponts thermiques (rassemblés par pièce) par rapport à la valeur initiale				
	PSI_CuisineSejour	-5	5	[%]
	PSI_Cellier	-5	5	[%]
	PSI_EscalierDgt2	-5	5	[%]
	PSI_Hall	-5	5	[%]
	PSI_Chambre1	-5	5	[%]
	PSI_Chambre2	-5	5	[%]
	PSI_Chambre3	-5	5	[%]
	PSI_SdB	-5	5	[%]
	PSI_EscalierDgt1	-5	5	[%]
	PSI_Combles	-5	5	[%]
	PSI_VideSanitaire	-5	5	[%]
Variation taux d'infiltration d'air	Inf	-30	30	[%]
Variation débit nominal de ventilation	QVe	-30	30	[%]

Efficacité échangeur double flux	EDF	80	95	[%]
----------------------------------	-----	----	----	-----

C. Annexe sur le bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Compositions de paroi

Tableau 102 : Plancher intermédiaire

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Mortier	7,0	1,150	2000	0,233	16,43	0,06
Fibre de bois	2,0	0,150	800	0,580	7,50	0,13
Panneau OSB	1,8	0,130	650	0,470	7,22	0,14
Lame d'air 6,7 cm	6,7	0,419	1	0,340	6,25	0,16
Fibrafutura	2,5	0,080	480	0,500	3,20	0,31
Total					1,24	0,81

Tableau 103 : Mur terre crue

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Terre crue	17,0	0,850	2000	0,280	5,00	0,20
Total					5,00	0,20

Tableau 104 : Mur enduit terre

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Pans de bois torchis 10cm	10,0	0,450	1500	0,250	4,50	0,22
Total					4,50	0,22

Tableau 105 : Cloison plâtre

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Laine de bois 40 kg/m ³	8,0	0,038	40	0,583	0,48	2,11
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Total					0,46	2,16

Tableau 106 : APD mur terre crue

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Terre crue	30,0	0,850	2000	0,280	2,83	0,35
Total					2,83	0,35

Tableau 107 : APD cloison légère

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Laine de bois 40 kg/m ³	5,0	0,038	40	0,583	0,76	1,32
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Total					0,73	1,37

Tableau 108 : Cloison lourde

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Pans de bois torchis 8cm	8,0	0,458	1500	0,250	5,72	0,17
Total					5,72	0,17

Tableau 109 : Toiture

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Panneau OSB	1,8	0,130	650	0,470	7,22	0,14
Paille_compressee	37,0	0,065	120	0,389	0,18	5,69
Bois léger	3,0	0,150	500	0,333	5,00	0,20
Lame d'air > 1,3 cm	1,5	0,094	1	0,340	6,25	0,16
Fibrafutura	2,0	0,080	480	0,500	4,00	0,25
Total					0,16	6,44

Tableau 110 : Pont thermique intégré à la toiture

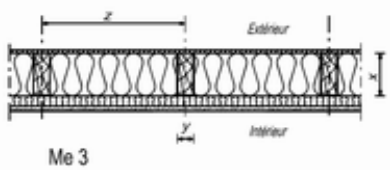
Pont thermique intégré	Type	Entraxe	ψ	Nb/m ²	X	%	valeur
	Linéaire	0,60	0,02				0,03

Tableau 111 : Mur extérieur isolé

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Enduit à la chaux	3,0	0,700	1400	0,280	23,33	0,04
Panneau OSB	2,0	0,130	650	0,470	6,50	0,15
Paille_compressee	37,0	0,065	120	0,389	0,18	5,69
Panneau OSB	2,0	0,130	650	0,470	6,50	0,15
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Total					0,16	6,07

Tableau 112 : Pont thermique intégré au mur extérieur isolé

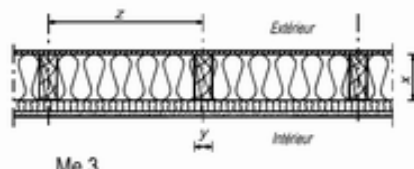
Pont thermique intégré	Type	Entraxe	ψ	Nb/m ²	X	%	valeur
	Linéaire	0,60	0,02				0,03

Tableau 113 : Plancher bas

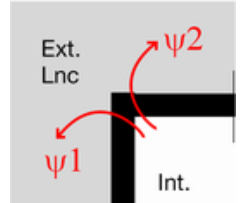
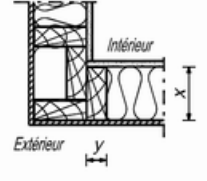
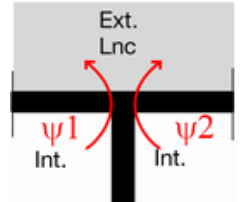
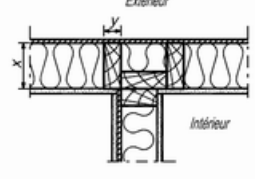
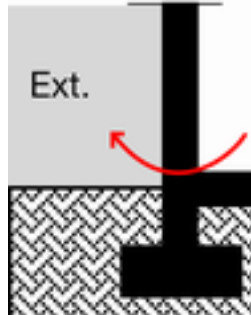
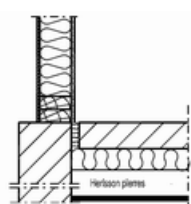
Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Foamglass T4+	11,0	0,041	120	0,200	0,37	2,68
Beton_lourd	20,0	1,750	2300	0,256	8,75	0,11
Mortier	6,0	1,150	2000	0,233	19,17	0,05
Total					0,35	2,85

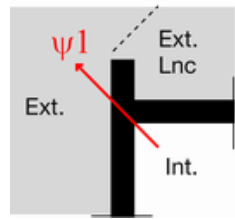
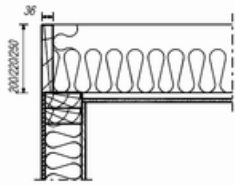
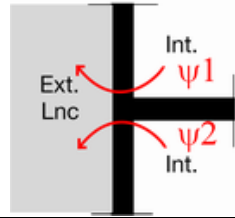
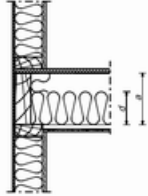
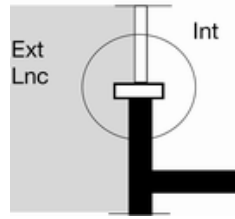
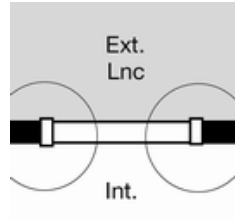
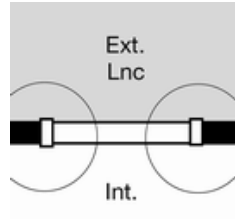
Tableau 114 : Mur ossature bois (intérieur)

Composante : Simple	Epaisseur (cm)	λ W/(m,K)	ρ kg/m ³	CS Wh/(kg,K)	U W/(m ² ,K)	R (m ² ,K)/W
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Laine de bois 40 kg/m3	12,0	0,038	40	0,583	0,32	3,16
Lame air 5 cm	5,0	0,313	1	0,340	6,25	0,16
Panneau OSB	1,0	0,130	650	0,470	13,00	0,08
Fermacell	1,0	0,360	1150	0,450	36,00	0,03
Total					0,29	3,45

Ponts thermiques

Tableau 115 : Ponts thermiques linéiques

Nom	Classif,	Origine	ψ	ψ_1	ψ_2		
Angle sortant	4,1	CSTB	0,19	0,10	0,10		
Mur refend	4,3	CSTB	0,17	0,09	0,09		
Pl bas / mur ext	1,1	CSTB	0,21	0,21	0,00		

Pl haut / mur ext	3,1	CSTB	0,09	0,09	0,00		
Pl int / mur ext	2,1	CSTB	0,13	0,07	0,07		
appui de fenetre	5,1	CSTB	0,24	0,24	0,00		
linteau	tout	CSTB	0,10	0,10	0,00		
tableau	tout	CSTB	0,10	0,10	0,00		

Fenêtres et portes

Tableau 116 : Fen 1 battant

Caractéristiques globales		Nombre vitrages	Coeff Uw (W/(m ² ,K))	Facteur Solaire Sw		
			2	1,50	0,36	
	Surface (m ²)	% cadre	Uf (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sf		
Cadre	0,42	41,00	1,60	0,00		
	Surface (m ²)	% vitrage	Ug (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sg (incidence nulle)	Longueur intercalaire (m)	ψ intercalaire (W/(m,K))
Vitrage	0,60	59,00	1,10	0,61	3,26	0,06

Tableau 117 : Porte Sud

Caractéristiques globales		Nombre vitrages	Coeff Uw (W/(m ² ,K))	Facteur Solaire Sw		
			2	1,37	0,46	
	Surface (m ²)	% cadre	Uf (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sf		
Cadre	1,68	25,00	1,60	0,00		
	Surface (m ²)	% vitrage	Ug (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sg (incidence nulle)	Longueur intercalaire (m)	ψ intercalaire (W/(m,K))
Vitrage	5,04	75,00	1,10	0,61	16,45	0,06

Tableau 118 : Porte Est/Ouest

Caractéristiques globales		Nombre vitrages	Coeff Uw (W/(m ² ,K))	Facteur Solaire Sw		
			2	1,38	0,44	
	Surface (m ²)	% cadre	Uf (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sf		
Cadre	0,70	28,00	1,60	0,00		
	Surface (m ²)	% vitrage	Ug (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sg (incidence nulle)	Longueur intercalaire (m)	ψ intercalaire (W/(m,K))
Vitrage	1,79	72,00	1,10	0,61	5,63	0,06

Tableau 119 : Fen sanitaires

Caractéristiques globales		Nombre vitrages	Coeff Uw (W/(m ² ,K))	Facteur Solaire Sw	
			2	1,65	0,26
	Surface (m ²)	% cadre	Uf (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sf	
Cadre	0,20	57,00	1,60	0,00	

	Surface (m ²)	% vitrage	Ug (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sg (incidence nulle)	Longueur intercalaire (m)	Ψ intercalaire (W/(m,K))
Vitrage	0,15	43,00	1,10	0,61	1,57	0,06

Tableau 120 : Fen escalier

Caractéristiques globales		Nombre vitrages	Coeff Uw (W/(m ² ,K))	Facteur Solaire Sw		
		2	1,37	0,47		
	Surface (m ²)	% cadre	Uf (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sf		
Cadre	0,53	23,00	1,60	0,00		
	Surface (m ²)	% vitrage	Ug (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sg (incidence nulle)	Longueur intercalaire (m)	Ψ intercalaire (W/(m,K))
Vitrage	1,77	77,00	1,10	0,61	5,79	0,06

Tableau 121 : DCE Fen bureaux

Caractéristiques globales		Nombre vitrages	Coeff Uw (W/(m ² ,K))	Facteur Solaire Sw		
		2	1,41	0,45		
	Surface (m ²)	% cadre	Uf (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sf		
Cadre	0,69	27,00	1,60	0,00		
	Surface (m ²)	% vitrage	Ug (W/(m ² ,K))	Facteur solaire Sg (incidence nulle)	Longueur intercalaire (m)	Ψ intercalaire (W/(m,K))
Vitrage	1,85	73,00	1,10	0,61	7,35	0,06

Tableau 122 : Caractéristique de la lame d'air commune à tous des doubles vitrages

	Epaisseur (mm)	Gaz	%
Couche de gaz 1	16,00	Argon	90,00

Tableau 123 : Portes intérieures

Nom	Coeff U en W/(m ² ,K)
Porte bois intérieure	5,00

Paramètres du modèle thermique pour l'analyse de Morris sur le bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Tableau 124 : Paramètres du modèle thermique intégrés à l'analyse de Morris pour le bâtiment Bureaux IZUBA Energies

Description	Nom	Min	Max	Unité
Albédo du sol environnant	Alb	0.1	0.3	[-]
Température du sol	Tsol	7	11	[°C]
Delta température extérieure	ΔT_{ext}	-0.5	0.5	[°C]
Variation rayonnement global horizontal	GHO	-10	10	[%]
Variation rayonnement global diffus	DHO	-10	10	[%]
Coefficient d'échange thermique de la menuiserie				
Fenêtre 1 battant	UWF - F1	1.61	1.79	[W/m ²]
Fenêtre bureaux	UWF - Fbureaux	1.57	1.63	[W/m ²]
Évolution de la surface de la mesuiserie par rapport à la surface initiale				
	SWF- F1	-2	2	[%]
	SWF - Fbureaux	-2	2	[%]
Facteur solaire de la mesuiserie				
	SOG - F1	58	64	[%]
	SOG -Fbureaux	58	64	[%]
Épaisseur				
	EPA_Paille_compressée	36	38	[cm]
	EPA_Béton_lourd	19.5	20.5	[cm]
	EPA_Pans de bois torchis 10cm	9.5	10.5	[cm]
	EPA_Terre crue	16.5	17.5	[cm]
	EPA_Pans de bois torchis 8cm	7.5	8.5	[cm]
Conductivité				
	CON_Paille_compressee	0.06	0.07	[W/(m.K)]
	CON_Béton_lourd	1.58	1.92	[W/(m.K)]
	CON_Pans de bois torchis 10cm	0.41	0.49	[W/(m.K)]
	CON_Pans de bois torchis 8cm	0.41	0.49	[W/(m.K)]
Capacité thermique volumique				
	CVO_Paille_compressee	151	185	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Béton_lourd	1904	2328	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Pans de bois torchis 10cm	1215	1485	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Terre crue	1814	2217	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Pans de bois torchis 8cm	1215	1485	[kJ/(m3.K)]
Évolution de la valeur des ponts thermiques (rassemblés par pièce) par rapport à la valeur initiale				
	PSI_Dégagement	-5	5	[%]
	PSI_Salle_de_formation	-5	5	[%]
	PSI_Bureaux_Hotline_+_suppl	-5	5	[%]

	PSI_Bureaux_Admin	-5	5	[%]
	PSI_Cuisine_repas	-5	5	[%]
	PSI_Stockage	-5	5	[%]
	PSI_Doc_Admin	-5	5	[%]
	PSI_Sanitaires/LT_RDC	-5	5	[%]
	PSI_Sanitaires/LT_R+1	-5	5	[%]
	PSI_Etudes_double	-5	5	[%]
	PSI_Etudes_5	-5	5	[%]
	PSI_Etudes_4	-5	5	[%]
	PSI_Etudes_1_pers_Sud	-5	5	[%]
	PSI_Dev_1_pers	-5	5	[%]
	PSI_Dev_3_pers	-5	5	[%]
	PSI_Salle_de_réunion	-5	5	[%]
	PSI_Serveur	-5	5	[%]
	PSI_Archives_Etudes	-5	5	[%]
Emissivité				
	EPS_Gravier clair	0.91	0.99	[-]
	EPS_Calcaire gris	0.34	0.38	[-]
Absorptivité				
	ALP_Gravier clair	0.62	0.68	[-]
	ALP_Calcaire gris	0.33	0.37	[-]
Variation taux d'infiltration d'air	Inf	-20	20	[%]
Variation débit nominal de ventilation	QVe	-20	20	[%]
Efficacité échangeur double flux	Edf	60	80	[%]

D. Annexe sur l'immeuble résidentiel de Feyzin

Tableau 125 : Caractéristiques des parois après travaux

	Composition	Épaisseur (cm)	Conductivité thermique (W.m-1.K-1)	Densité (kg.m-3)	Chaleur spécifique (Wh.kg-1.K-1)
Façades	Plaques polystyrène	10	0,038	50	0,403
	Béton lourd	15	1,750	2300	0,256
	Polystyrène expansé	7	0,039	25	0,383
	Plâtre courant	1	0,35	1000	0,222
Loggias	Laine de verre semi rigide	10	0,035	12	0,233
	Béton lourd	15	1,750	2300	0,256
	Polystyrène expansé	7	0,039	25	0,383
	Plâtre courant	1	0,35	1000	0,222
Plancher bas	Laine minérale	8	0,035	35	0,286
	Béton lourd	16	1,750	2300	0,256
Toiture	Polyuréthane	10	0,03	35	0,233
	Béton lourd	20	1,750	2300	0,256

Tableau 126 : Paramètres du modèle thermique intégrés à l'analyse de Morris pour l'immeuble de Feyzin

Description	Nom	Min	Max	Unité
Albédo du sol environnant	Alb	0.3	0.4	[-]
Température du sol	Tsol	7	11	[°C]
Delta température extérieure	Δ_{Text}	-1	1	[°C]
Variation rayonnement global horizontal	GHO	-10	10	[%]
Variation rayonnement global diffus	DHO	-10	10	[%]
Coefficient d'échange thermique de la menuiserie				
Fenêtre	UWF - F	1,80	2,00	[W/m²]
Porte fenêtre	UWF - PF	1,81	2,01	[W/m²]
Évolution de la surface de la menuiserie par rapport à la surface initiale				
	SWF- F	-2	2	[%]
	SWF - PF	-2	2	[%]
Facteur solaire de la menuiserie				
	SOG - F	55	65	[%]
	SOG -PF	55	65	[%]
Épaisseur				
	EPA_LD V Vrac	9	11	[cm]
	EPA_Polystyrène expansé	6	8	[cm]
	EPA_Polyuréthane terrasse	9	11	[cm]
Conductivité				
	CON_Béton lourd	1,665	2,035	[W/(m.K)]
	CON_LD V Vrac	0,031	0,039	[W/(m.K)]
	CON_Polystyrène expansé	0,035	0,043	[W/(m.K)]

	CON_Polyuréthane terrasse	0,027	0,033	[W/(m.K)]
	CON_Plaques polystyrène	0,034	0,042	[W/(m.K)]
Capacité thermique volumique				
	CVO_Béton lourd	1904	2328	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Polyuréthane terrasse	26	32	[kJ/(m3.K)]
	CVO_LDV Vrac	32	40	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Polystyrène expansé	21	39	[kJ/(m3.K)]
	CVO_Plaques polystyrène	62	80	[kJ/(m3.K)]
Évolution de la valeur des ponts thermiques (rassemblés par pièce) par rapport à la valeur initiale				
	PSI_Logement3_T4bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement2_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement1_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement4_Studio	-10	10	[%]
	PSI_Circulation	-10	10	[%]
	PSI_Logement8_T4bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement5_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement7_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement6_T2bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement12_T4bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement11_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement10_T2bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement9_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement16_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement13_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement14_T3bis	-10	10	[%]
	PSI_Logement15_T3bis	-10	10	[%]
Émissivité	EPS_Couleur lisse gris	0,2	0,6	[-]
Absorptivité	ALP_Couleur lisse gris	0,85	0,95	[-]
Température d'eau froide	TFR	-1	1	[°C]
Température du ballon	Tballon	50	60	[°C]
Canalisations d'ECS et de chauffage				
Épaisseur d'isolant	EPC_isolant	1	3	[cm]
Épaisseur de cuivre	EPC_cuivre	0,1	0,3	[cm]
Longueur de la colonne au ballon, aller	LGC_ecs_colonne_ballon0	5	10	[m]
Longueur de la colonne au ballon, retour	LGC_ecs_colonne_ballon1	5	10	[m]
Conductivité de isolant	CDC_isolant	0,035	0,05	[W/(m.K)]
Variation taux d'infiltration d'air	Inf	-30	30	[%]
Variation débit nominal de ventilation	QVe	-30	30	[%]
Rendement de génération	η - Ge	0,75	0,95	[-]
Rendement de régulation	η -Reg	0,9	1	[-]

E. Annexe sur les taux d'équipement des ménages en appareils électriques

Tableau 127 : Taux d'équipement en chaînes hi-fi selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence

Chaînes hi-fi	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	60%	65%	70%	70%	65%	45%	30%	49,2%	49,8%
Couples sans enfants	70%	75%	75%	75%	70%	50%	35%	60,7%	60,6%
Couples avec enfants	70%	75%	85%	82%	75%	60%	40%	80,9%	81,7%
Autres ménages	70%	70%	70%	70%	70%	50%	35%	64,4%	64,2%
Familles monoparentales	70%	75%	75%	70%	70%	50%	35%	68,7%	69,5%
Ensemble modèle	62,6%	72,7%	80,3%	76,9%	69,6%	48,0%	31,6%		
Ensemble	61,8%	73,1%	79,5%	76,9%	69,0%	48,7%	30,5%		

Tableau 128 : Taux d'équipement en aspirateurs selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence

Aspirateurs	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	75%	80%	85%	85%	85%	85%	85%	83,0%	83,3%
Couples sans enfants	80%	90%	95%	95%	95%	95%	90%	93,0%	92,8%
Couples avec enfants	80%	95%	95%	95%	95%	95%	90%	94,8%	94,4%
Autres ménages	80%	85%	90%	90%	85%	80%	80%	84,6%	84,4%
Familles monoparentales	80%	85%	90%	90%	90%	80%	80%	87,7%	87,8%
Ensemble modèle	76,4%	89,2%	92,8%	92,9%	91,9%	90,2%	86,1%		
Ensemble	76,1%	89,5%	92,7%	91,4%	91,9%	89,9%	85,5%		

Tableau 129 : Taux d'équipement en lave-linge selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence

Lave-linge	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	50%	80%	95%	95%	95%	95%	95%	86,4%	85,1%
Couples sans enfants	90%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99,6%	100,0%
Couples avec enfants	90%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99,9%	100,0%
Autres ménages	90%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	97,7%	98,3%
Familles monoparentales	90%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	99,0%	99,7%
Ensemble modèle	60,2%	95,0%	99,4%	99,4%	98,7%	98,0%	96,6%		
Ensemble	60,9%	94,8%	99,9%	99,6%	99,5%	98,6%	95,7%		

Seuls les ménages équipés d'un lave-linge sont susceptibles de posséder un sèche-linge. Le Tableau 130 fournit les taux d'équipements en sèche-linge pour l'ensemble des ménages. Le

Tableau 131 fournit les taux d'équipement conditionnés par la possession d'un lave-linge (ceux que le modèle utilise). Il est simplement obtenu en faisant le produit terme à terme des taux d'équipement en lave-linge et en sèche-linge (intersection), p.ex. pour les personnes seules de moins de 25 ans $0,5 \times 0,2 = 0,1$.

Par ailleurs, 17 % des sèche linges sont inclus dans les lave-linges combinés. Les 83 % restants sont des sèche-linges indépendants.

Tableau 130 : Taux d'équipement en sèche-linge selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence, indépendamment de l'équipement en lave-linge

Sèche-linge indépendamment lave-linge	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	50%	80%	95%	95%	95%	95%	95%	14,2%	14,1%
Couples sans enfants	90%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	35,4%	35,3%
Couples avec enfants	90%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	69,5%	69,2%
Autres ménages	90%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	40,3%	40,5%
Familles monoparentales	90%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	36,8%	36,4%
Ensemble modèle	13,8%	38,5%	57,5%	57,5%	42,9%	21,9%	15,1%		
Ensemble	14,0%	39,4%	56,8%	56,8%	42,7%	21,9%	14,6%		

Tableau 131 : Taux d'équipement en sèche-linge selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence pour les ménages possédant un lave-linge

Sèche-linge si lave linge	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus
Personnes seules	20%	19%	26%	26%	21%	16%	11%
Couples sans enfants	28%	30%	50%	50%	45%	25%	25%
Couples avec enfants	44%	60%	70%	75%	70%	60%	60%
Autres ménages	22%	32%	50%	50%	50%	40%	40%
Familles monoparentales	22%	32%	40%	40%	40%	40%	25%

Pour les congélateurs séparés, les taux d'équipements ont été calibrés suivant la méthode habituelle (Tableau 132) puis distingués entre maisons et appartements (les logements du type « autre » sont en nombre négligeable, ils sont assimilés ici à des appartements). L'hypothèse consiste à définir un taux d'équipement non nul pour les appartements uniquement lorsque les maisons sont en nombre insuffisant pour absorber l'ensemble des congélateurs séparés (saturées à 100 % dans le

Tableau 133).

Tableau 132 : Taux d'équipement en congélateurs séparés selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence, sans distinction du type de logement

Congélateurs séparés, ensemble	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	15%	25%	25%	30%	40%	40%	40%	33,2%	33,0%
Couples sans enfants	25%	35%	35%	50%	75%	75%	75%	63,7%	63,4%
Couples avec enfants	25%	45%	70%	75%	75%	75%	75%	67,3%	67,1%
Autres ménages	30%	60%	70%	75%	75%	75%	75%	65,3%	65,6%
Familles monoparentales	10%	35%	35%	45%	45%	60%	65%	41,6%	42,0%
Ensemble modèle	17,2%	37,8%	55,8%	59,6%	64,0%	60,8%	50,9%		
Ensemble	17,0%	38,5%	55,4%	60,6%	63,7%	61,1%	50,1%		

Tableau 133 : Taux d'équipement en congélateurs séparés selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence, dans les maisons

Congélateurs séparés maisons	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus
Personnes seules	26%	44%	44%	53%	70%	70%	70%
Couples sans enfants	44%	62%	62%	88%	100%	100%	100%
Couples avec enfants	44%	79%	100%	100%	100%	100%	100%
Autres ménages	53%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Familles monoparentales	18%	62%	62%	79%	79%	100%	100%

Tableau 134 : Taux d'équipement en congélateurs séparés selon le type de ménage et l'âge de la personne de référence, dans les appartements et les logements de type « autre »

Congélateurs séparés appartements	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus
Personnes seules	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Couples sans enfants	0%	0%	0%	0%	32%	32%	32%
Couples avec enfants	0%	0%	23%	32%	32%	32%	32%
Autres ménages	0%	6%	23%	32%	32%	32%	32%
Familles monoparentales	0%	0%	0%	0%	0%	6%	14%

Les probabilités d'équipement pour les téléviseurs principaux sont si élevées que leur désagrégation suivant deux variables étaient superflues. Les taux d'équipement selon l'âge de l'Enquête Budget famille 2006 ont tous été multipliés par un coefficient reflétant l'augmentation du taux d'équipement moyen entre 2006 et 2013. Les données de 2013 proviennent de l'enquête du Credoc.

Tableau 135 : Taux d'équipement en téléviseurs principaux selon l'âge de la personne de référence

Téléviseurs principaux	Moins de 25 ans	De 25 à 34 ans	De 35 à 44 ans	De 45 à 54 ans	De 55 à 64 ans	De 65 à 74 ans	75 ans et plus
	90,2%	96,2%	99,2%	99,4%	98,7%	99,1%	98,9%

Dans le cas des lave-vaisselles, l'écart-type entre catégories de revenus était supérieur à l'écart-type entre tranches d'âge. La calibration est légèrement plus délicate car le revenu est déterminé de manière indirecte et moins précise dans le processus de génération des ménages (cf. chapitre 3). L'erreur absolue moyenne sur les taux d'équipements en lave-vaisselle est de 2 points de pourcentage.

Tableau 136 : taux d'équipement en lave-vaisselle selon le type de ménage et son revenu

Lave-vaisselle	1er quartile (inférieur)	2ème quartile	3ème quartile	4ème quartile	Ensemble modèle	Ensemble Insee
Personnes seules	25%	30%	35%	40%	31,0%	29,0%
Couples sans enfants	60%	65%	70%	80%	69,1%	68,3%
Couples avec enfants	65%	80%	85%	90%	85,2%	83,5%
Autres ménages	45%	50%	50%	70%	53,0%	51,7%
Familles monoparentales	35%	45%	45%	55%	45,2%	42,1%
Ensemble modèle	29,1%	47,0%	65,0%	82,0%		
Ensemble	33,0%	51,2%	65,4%	85,6%		

F. Annexe sur les probabilités de déclenchement des appareils électriques

Cette annexe présente les probabilités de déclenchement pour les appareils pour lesquels elles n'ont pas été détaillées au § 5.1.5.

On note MEAPH la moyenne des erreurs absolues sur les puissances horaires et EPM l'erreur sur la puissance moyenne (cf. équations 5.5 et 5.6, § 5.1.5.3.1). Les erreurs sont calculées en W et non en pourcentages car les courbes de charge des différents appareils sont amenées à être agrégées : un critère de convergence en pourcentage pourrait s'avérer insuffisamment précis pour des appareils appelant des puissances élevées et, au contraire, excessivement précis pour des appareils de faible puissance.

Ordinateurs fixes principaux

Tableau 137 : Probabilité de déclenchement d'un ordinateur fixe principal selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 7 ans est présent et actif

0h-9h	9h-17h	17h-19h	19h-20h	20h-22h	22h-24h
0,020	0,026	0,037	0,040	0,008	0,001

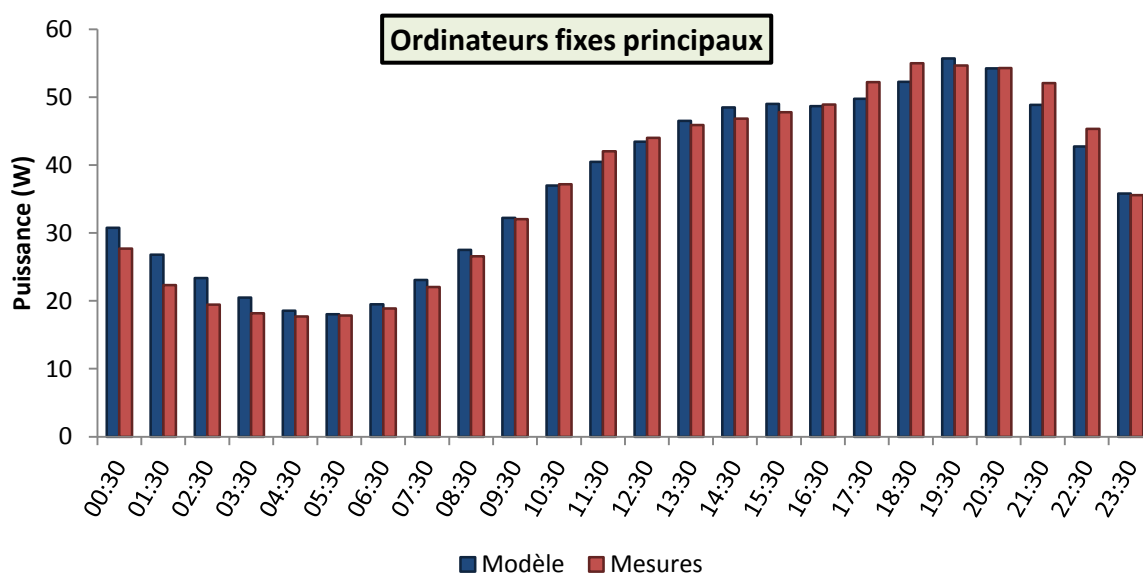


Figure 258 : Courbes de charge moyennes journalières des ordinateurs fixes principaux, mesurée pour 72 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 1,51 W

EPM = -0,37 W

Ordinateurs fixes secondaires

Tableau 138 : Probabilité de déclenchement d'un ordinateur fixe secondaire selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 7 ans est présent actif et n'utilise pas l'ordinateur principal

0h-9h	9h-11h	11h-17h	17h-19h	19h-21h	21h-22h	22h-24h
0	0,022	0,013	0,037	0,008	0,003	0,001

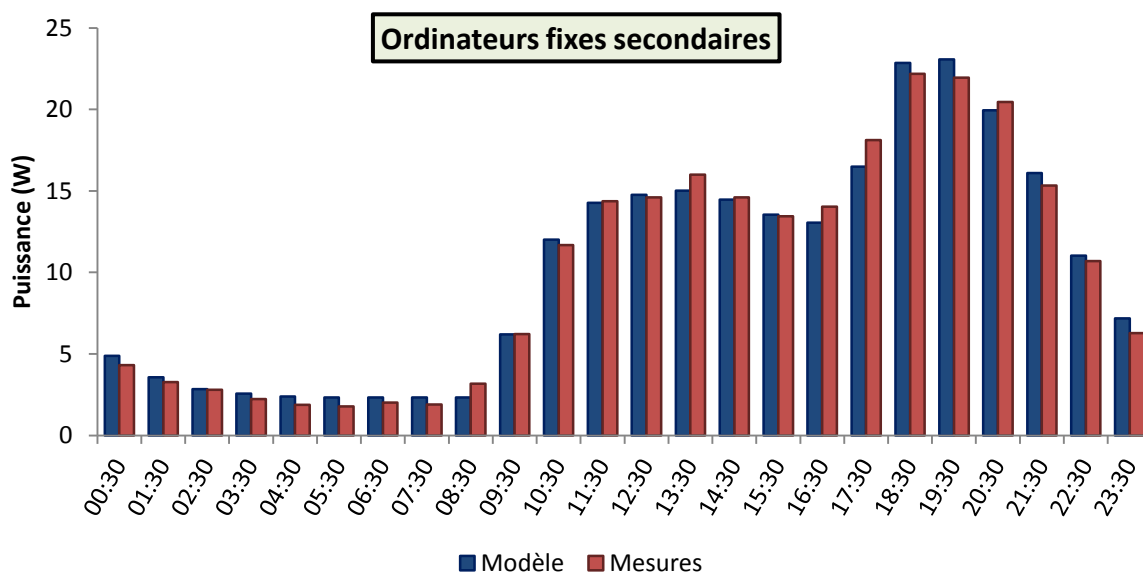


Figure 259 : Courbes de charge moyennes journalières des ordinateurs fixes secondaires, mesurée pour 20 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,53 W

EPM = 0,09 W

Ordinateurs portables principaux

Tableau 139 : Probabilité de déclenchement d'un ordinateur portable principal selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 7 ans est présent actif

0h-1h	1h-9h	9h-10h	10h-13h30	13h30-17h	17h-19h	19h-21h	21h-22h	22h-24h
0,003	0,016	0,055	0,035	0,025	0,050	0,025	0,015	0,001

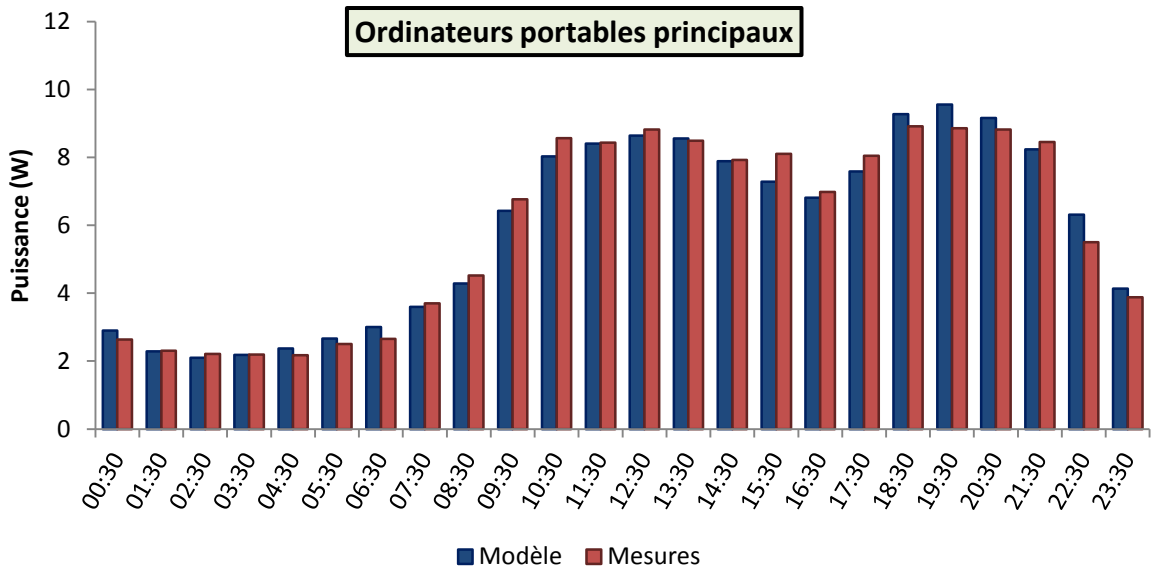


Figure 260 : Courbes de charge moyennes journalières des ordinateurs portables principaux, mesurée pour 14 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,28 W

EPM = 0,02 W

Ordinateurs portables secondaires

Tableau 140 : Probabilité de déclenchement d'un ordinateur portable secondaire selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 7 ans est présent actif et n'utilise pas l'ordinateur principal

0h-1h	1h-6h	6h-8h	8h-9h	9h-12h	12h-21h	21h-22h	22h-24h
0,003	0,005	0,002	0,006	0,025	0,011	0,004	0,003

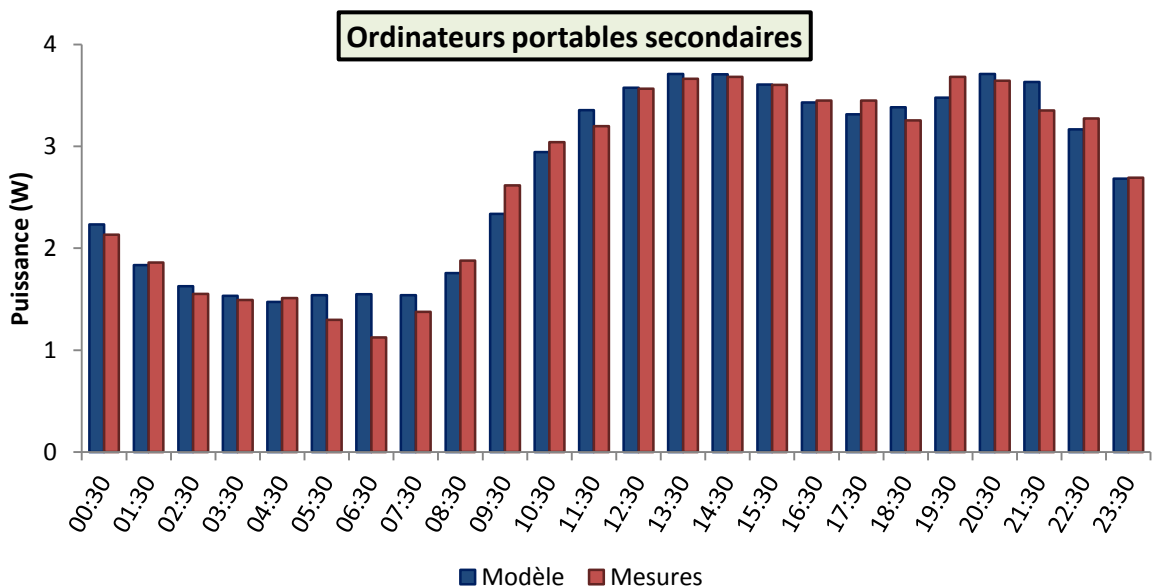


Figure 261 : Courbes de charge moyennes journalières des ordinateurs portables secondaires, mesurée pour 18 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,12 W

EPM = 0,03 W

Bouilloires

Tableau 141 : Probabilité de déclenchement d'une bouilloire selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 10 ans est présent et actif

0h-6h	6h-8h	8h-10h	10h-14h	14h-16h	16h-19h	19h-22h	22h-24h
0,005	0,070	0,020	0,015	0,010	0,020	0,010	0,005

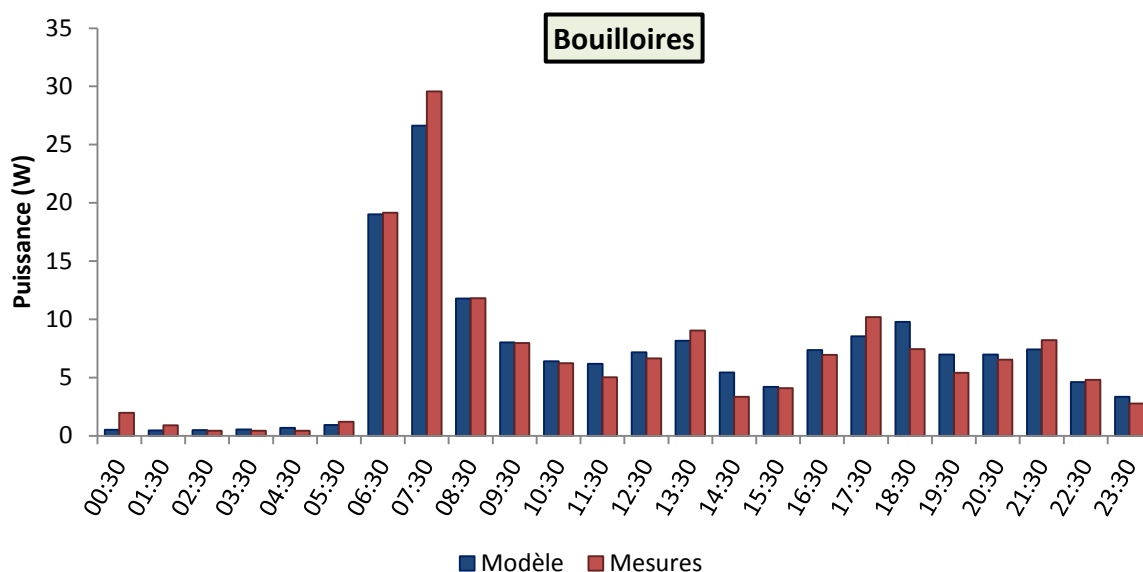


Figure 262 : Courbes de charge moyennes journalières des bouilloires, mesurée pour 19 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,78 W

EPM = 0,04 W

Cafetières

Tableau 142 : Probabilité de déclenchement d'une cafetière selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 16 ans prend son repas

0h-6h	6h-8h	8h-10h	10h-14h	14h-16h	16h-19h	19h-22h	22h-24h
0,005	0,070	0,020	0,015	0,010	0,020	0,010	0,005

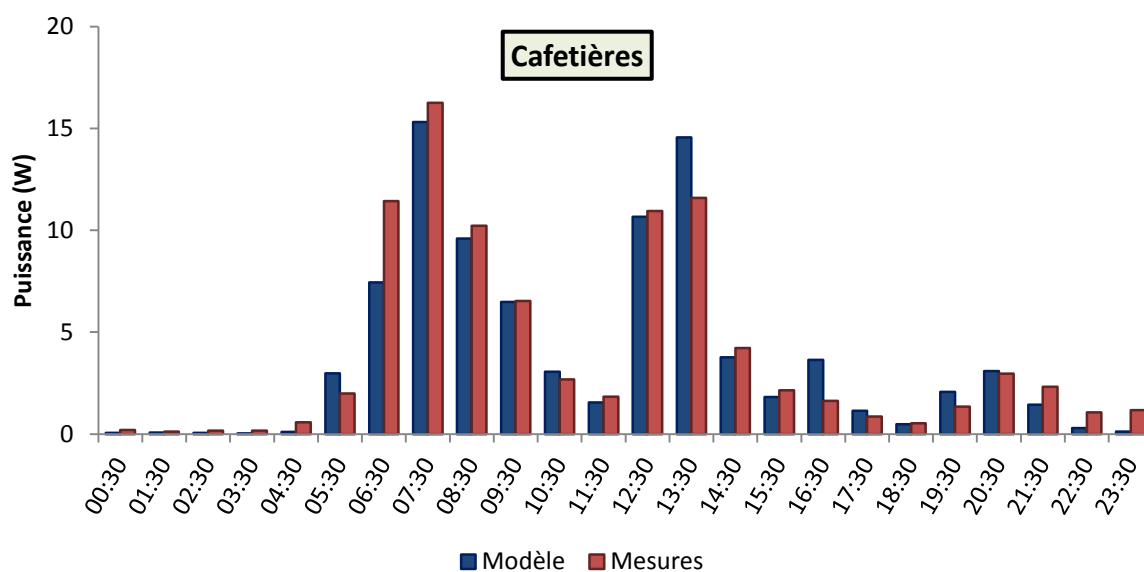


Figure 263 : Courbes de charge moyennes journalières des cafetières, mesurée pour 80 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,76 W

EPM = -0,13 W

Chaînes hi-fi et radios

Probabilités constantes (0,034 pour les chaînes hi-fi et 0,041 pour les radios) d'utilisation au cours d'une période pendant laquelle au moins un habitant est présent actif et n'utilise pas déjà une chaîne hi-fi ou un poste de radio.

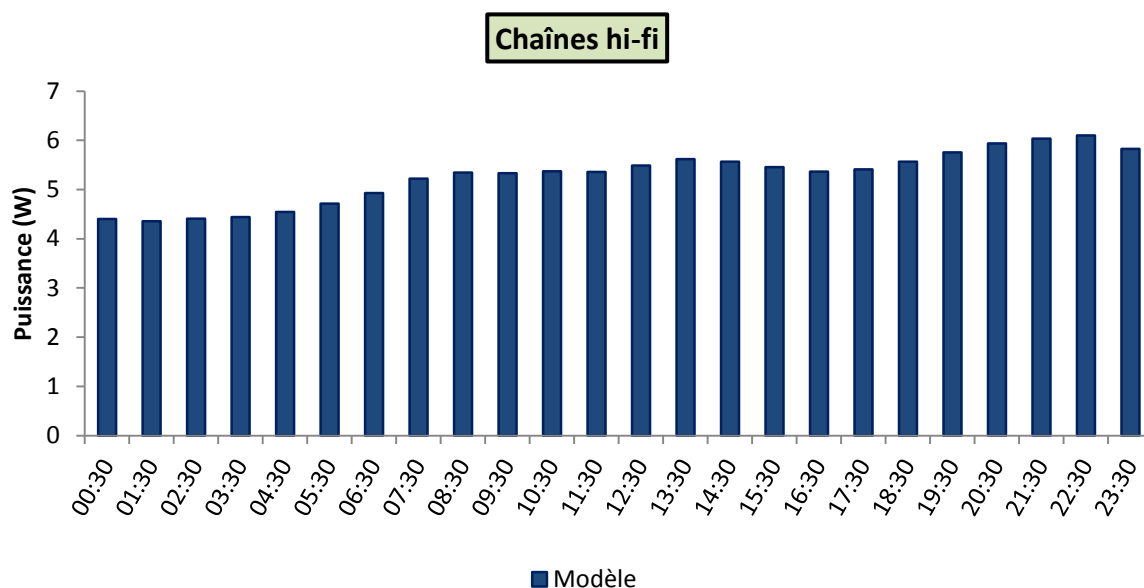


Figure 264 : Courbe de charge moyenne journalière des chaînes hi-fi, simulée pour 10 000 appareils sur une semaine

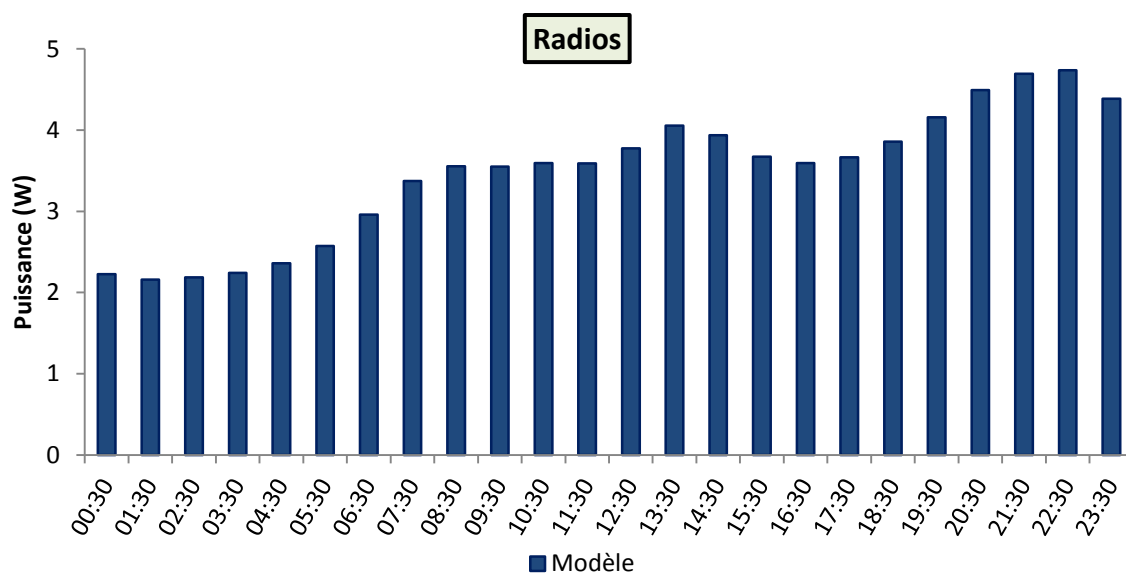


Figure 265: Courbe de charge moyenne journalière des radios, simulée pour 10 000 appareils sur une semaine

Aspirateurs

Probabilité constante (0,136) d'utiliser un aspirateur au cours d'une période pendant laquelle au moins un habitant d'au moins 16 ans fait le ménage.

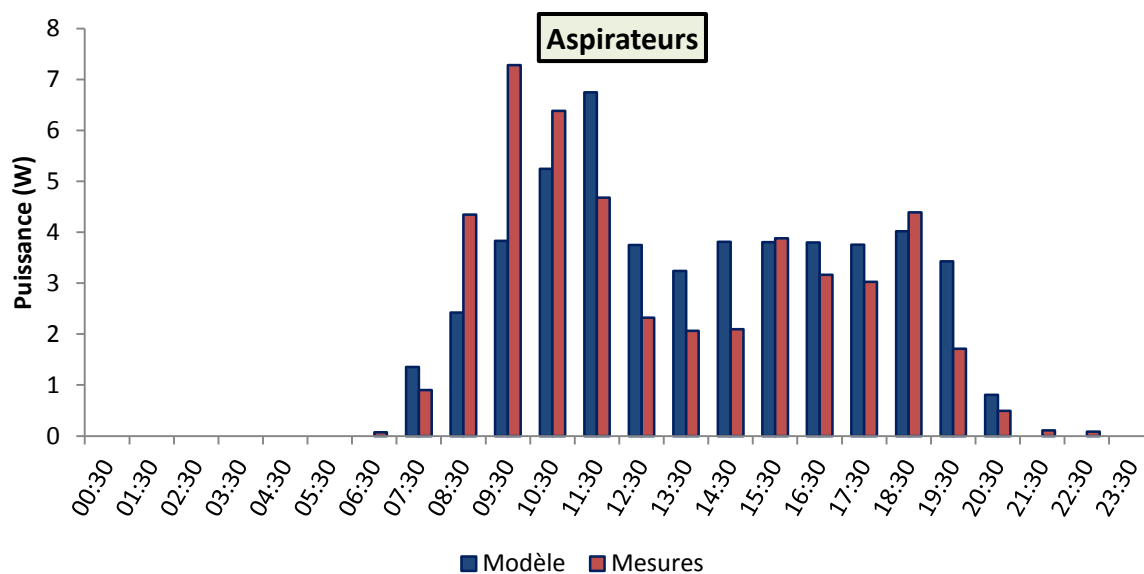


Figure 266 : Courbes de charge moyennes journalières des aspirateurs, mesurée pour 24 appareils pendant un mois (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,12 W

EPM = 0,03 W

Fers à repasser

Probabilité constante (0,224) d'utiliser un fer à repasser au cours d'une période pendant laquelle au moins un habitant d'au moins 16 ans réalise l'activité « tâches ménagères ».

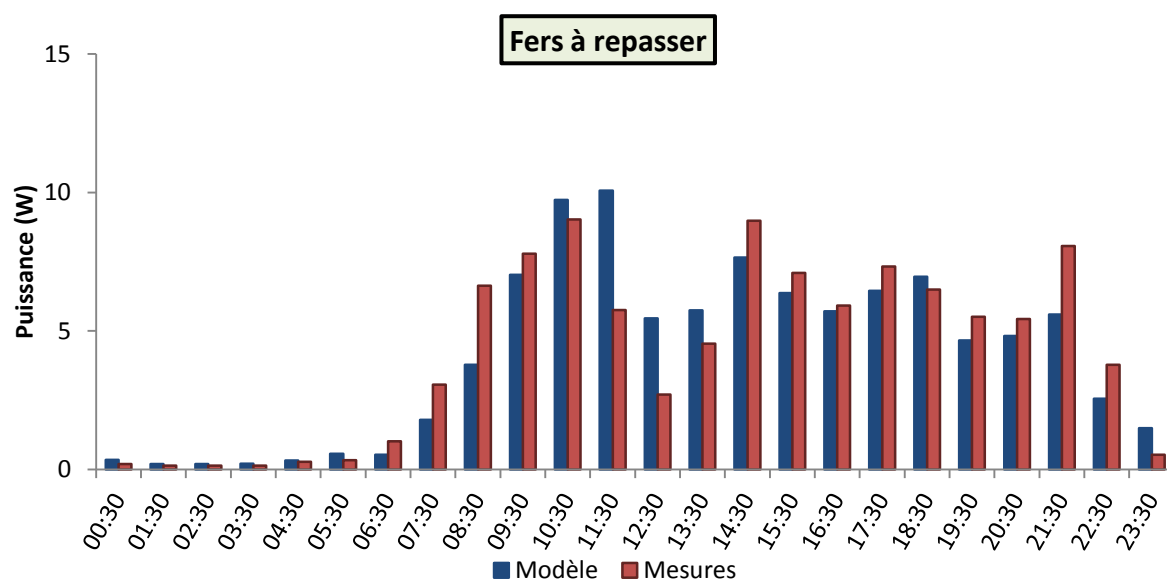


Figure 267 : Courbes de charge moyennes journalières des fers à repasser, mesurée pour 46 appareils pendant un mois (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 1,03 W

EPM = -0,11 W

Appareils DVD

Probabilité constante (0,28) d’allumer un appareil DVD lorsqu’un habitant allume la télévision auquel l’appareil est associé.

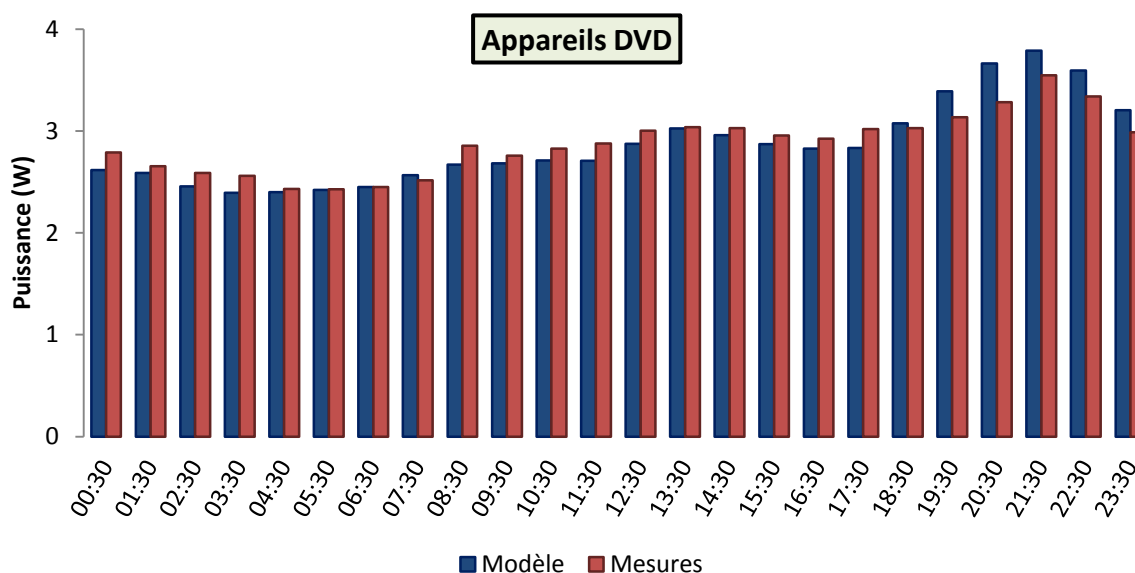


Figure 268: Courbes de charge moyennes journalières des appareils DVD, mesurée pour 131 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,13 W

EPM = -0,01 W

Mini-fours

Tableau 143 : Probabilité de déclenchement d'un mini-four selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 14 ans cuisine

0h-9h30	9h30-11h30	11h30-13h	13h-17h	17h-19h	19h-21h	21h-0h
0,05	1,00	0,20	0,08	0,35	0,10	0,05

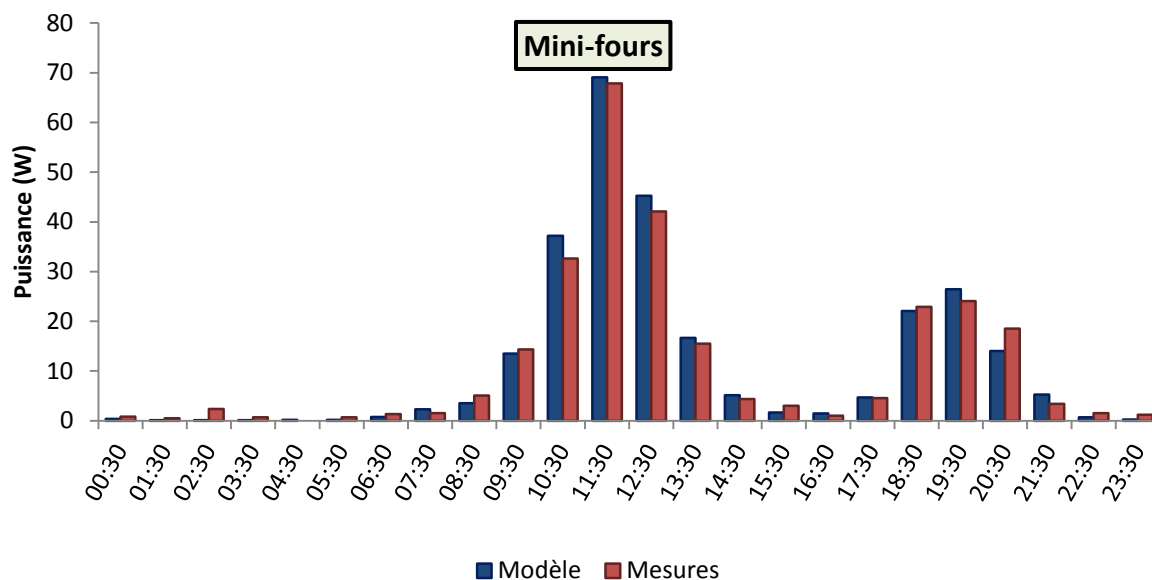


Figure 269 : Courbes de charge moyennes journalières des mini-fours, mesurée pour 18 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 1,35 W

EPM = 0,04 W

Plaques de cuisson

remarque : Pour le calibrage des probabilités d'enclenchement, les différentes technologies de plaques de cuisson (fonte, vitrocéramique, induction) ont été agrégées.

Tableau 144 : Probabilité de déclenchement d'une plaque de cuisson selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 10 ans cuisine

0h-6h	6h-8h	8h-9h	9h-10h	10h-12h	12h-12h30	12h30-13h	13h-16h10
0,05	0,23	0,03	0,30	0,95	0,10	0,02	0,01

16h10-18h30	18h30-19h10	19h10-20h40	20h40-24h
0,28	0,38	0,05	0,01

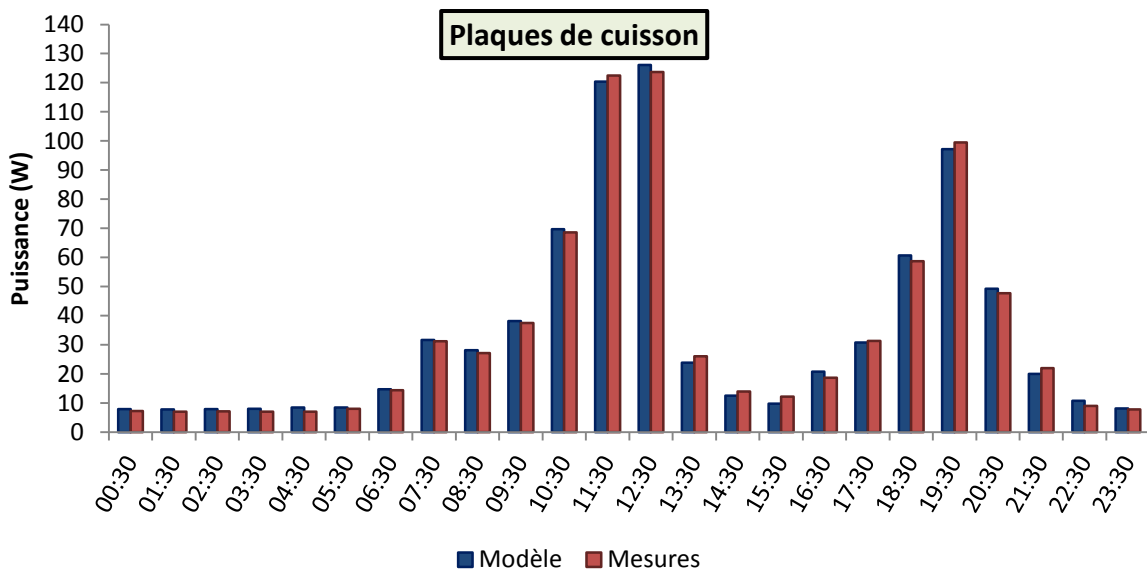


Figure 270 : Courbes de charge moyennes journalières des plaques de cuisson, mesurée pour 78 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 1,35 W

EPM = 0,04 W

Fours micro-ondes

Tableau 145 : Probabilité de déclenchement d'un four micro-ondes selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 5 ans cuisine

0h-6h	6h-8h	8h-11h	11h-12h20	12h20-15h30	15h30-18h	18h-20h	20h-22h	22h-24h
0,001	0,800	0,280	0,500	0,060	0,220	0,250	0,060	0,050

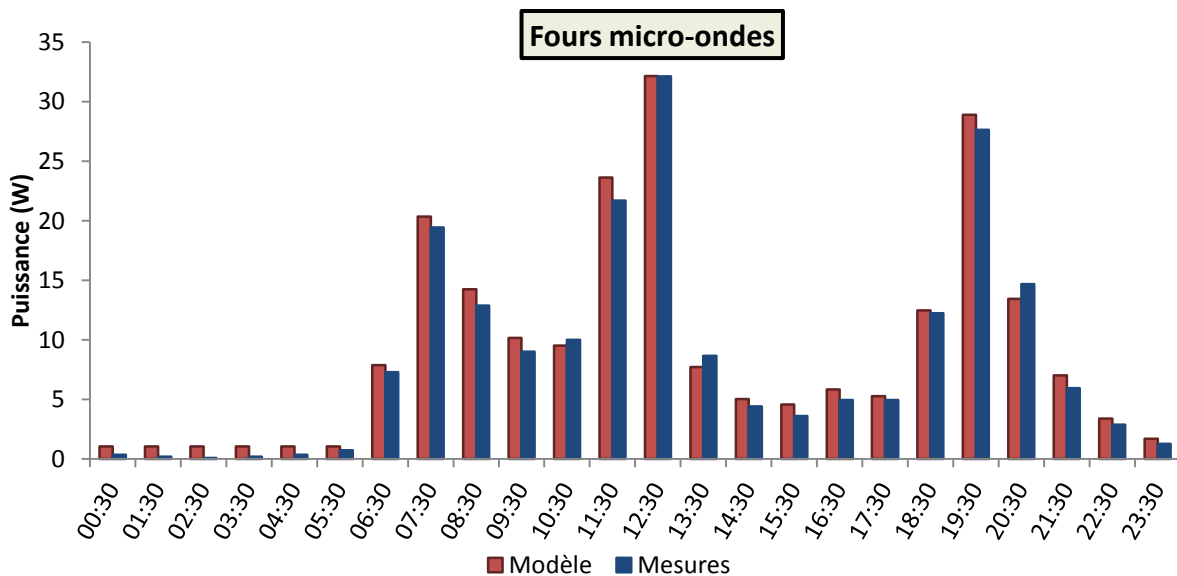


Figure 271: Courbes de charge moyennes journalières des fours micro-ondes, mesurée pour 44 appareils pendant une année (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,80 W

EPM = 0,58 W

Grille-pain

Tableau 146 : Probabilité de déclenchement d'un grille-pain selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 5 ans cuisine

0h-9h	9h-24h
0,35	0,06

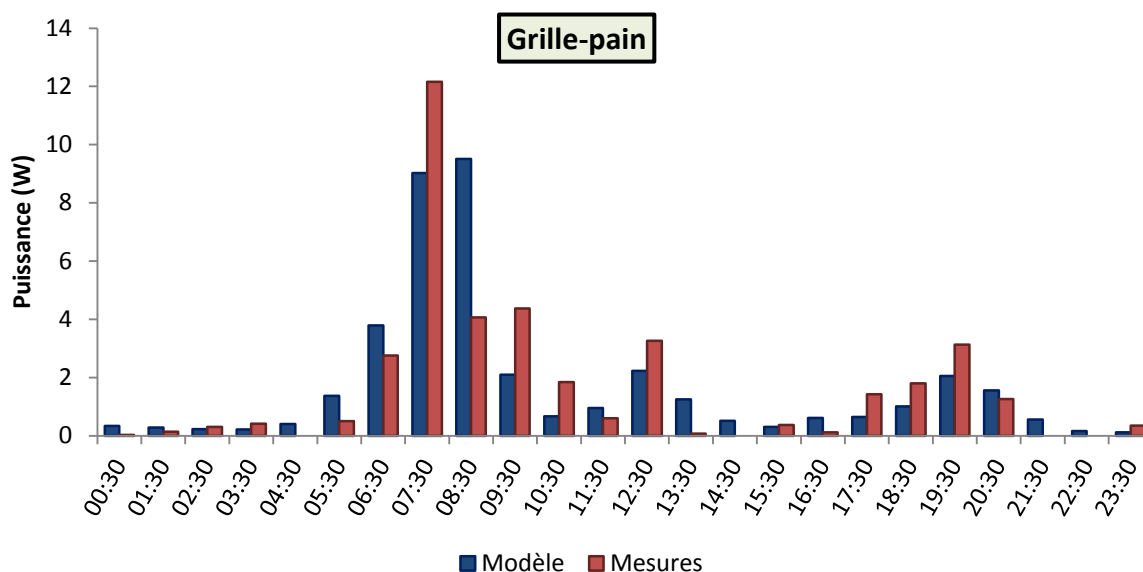


Figure 272: Courbes de charge moyennes journalières des grille-pain, mesurée pour 8 appareils pendant un mois (rouge) et simulée pour 10 000 appareils sur une semaine (bleu)

MEAPH = 0,94 W

EPM = 0,04 W

Friteuse

Tableau 147 : Probabilité de déclenchement d'un friteuse selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 16 ans cuisine

0h-11h30	11h30-13h	13h-18h	18h-21h	21h-0h
0,00	0,05	0,00	0,01	0,00

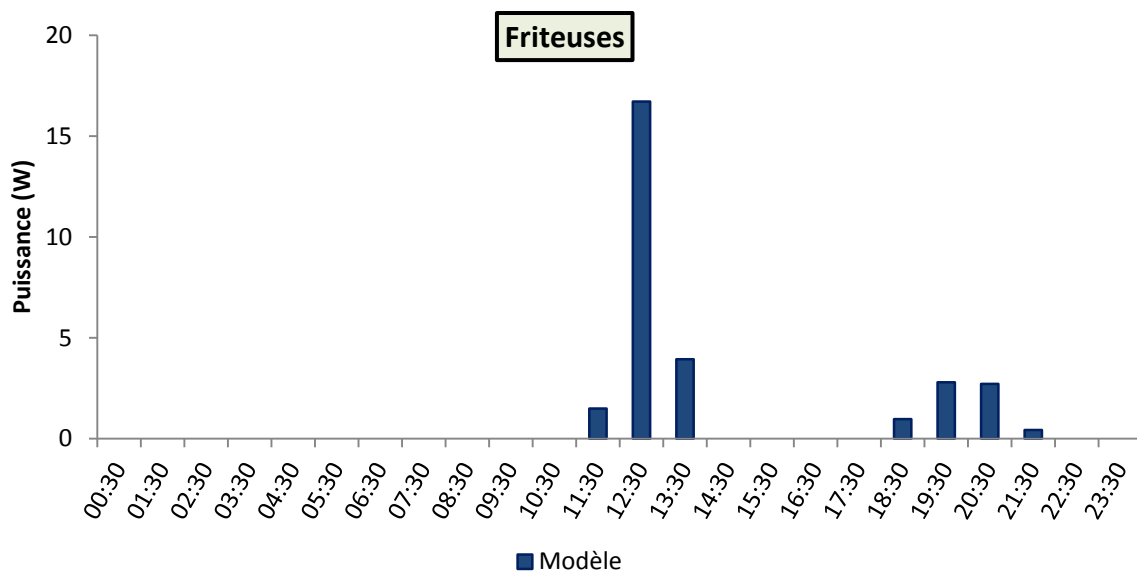


Figure 273 : Courbes de charge moyennes journalières des friteuses, simulée pour 10 000 appareils sur une semaine

Sèche-cheveux

Tableau 148 : Probabilité de déclenchement d'un sèche-cheveux selon l'heure, lorsqu'un membre du ménage âgé d'au moins 7 ans effectue l'activité « douche-toilette »

0h-21h30	21h30-24h
0,12	0,04

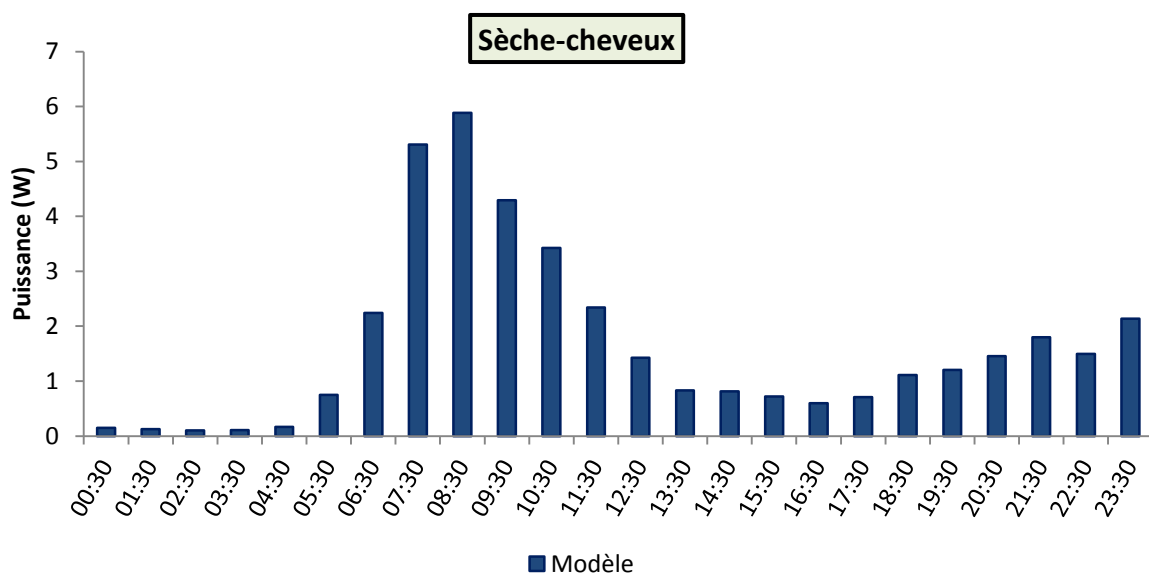


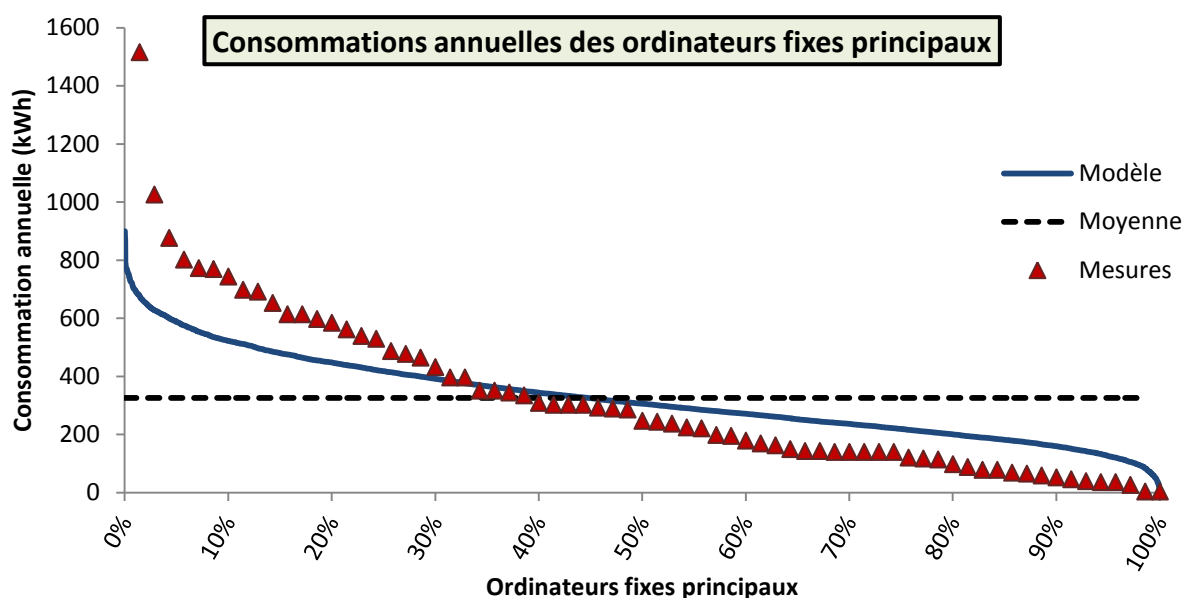
Figure 274: Courbes de charge moyennes journalières des sèche-cheveux, simulée pour 10 000 appareils sur une semaine

G. Annexe sur les distributions des consommations annuelles

Cette annexe présente des comparatifs entre les distributions des consommations annuelles mesurées et simulées pour les appareils pour lesquels ces résultats n'ont pas été détaillés au § 5.1.6.

Ordinateurs fixes principaux	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	323	285
Modèle	325	141

Remarque : on observe une différence importante sur les écarts-types des consommations annuelles des ordinateurs fixes principaux (tableau ci-dessus), les consommations simulées étant moins dispersées que les consommations mesurées. Les distributions issues des simulations et des mesures sont représentées sur la figure ci-dessous. Pour les autres appareils, seul le tableau récapitulatif des moyennes et écarts-types est présenté.



Ordinateurs fixes secondaires	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	89	101
Modèle	90	53

Ordinateurs portables principaux	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	52	36
Modèle	52	23

Ordinateurs portables secondaires	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	24	19
Modèle	24	14

Aspirateurs	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	18	18
Modèle	17	15

Bouilloires	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	59	35
Modèle	96	35

Cafetières	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	36	21
Modèle	35	16

Friteuses	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	11	-
Modèle	11	19

Chaînes hi-fi	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	42	47
Modèle	43	22

Radios	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	30	-
Modèle	30	16

Fers à repasser	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	37	51
Modèle	36	25

Fours micro-ondes	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	75	68
Modèle	79	42

Grille-pain	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	14	-
Modèle	14	9

Appareils DVD	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	25	29
Modèle	25	-

Mini-fours	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	99	72
Modèle	99	73

Plaques cuisson	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	297	-
Modèle	299	131

Sèche-cheveux	Consommation annuelle en kWh	
	Moyenne	Ecart-type
Mesures	13	12
Modèle	14	12

H. Méthode de la décomposition de la variance (Sobol)

Principes de la méthode de Sobol

La quantification précise de l'influence des paramètres les plus influents, détectés grâce au criblage, nécessite de mener une analyse de sensibilité globale (ASG) et de calculer des indices de sensibilité. Les plus performants et utiles d'après Faivre et al. (2013) sont les indices basés sur la décomposition de la variance de la sortie. Ces indices ont été introduits par Sobol (1993) en décomposant la fonction \mathcal{F} du modèle en somme de fonctions de dimensions croissantes :

$$y = \mathcal{F}_0 + \sum_{j=1}^K \mathcal{F}_j(x_j) + \sum_{1 \leq j \leq k \leq K} \mathcal{F}_{j,k}(x_j, x_k) + \dots + \mathcal{F}_{1,\dots,K}(x_1, \dots, x_K) \quad (7.1)$$

où

$$\mathcal{F}_0 = E[Y];$$

$$\mathcal{F}_j(x_j) = E[y|x_j] - E[y];$$

$$\mathcal{F}_{j,k}(x_j, x_k) = E[y|x_j, x_k] - E[y|x_j] - E[y|x_k] + E[y];$$

$$\mathcal{F}_{j,k,l}(x_j, x_k, x_l) = E[y|x_j, x_k, x_l] - E[y|x_j, x_k] - E[y|x_j, x_l] - E[y|x_k, x_l] \dots;$$

etc.

D'après le théorème de Sobol²¹¹, la variance de la sortie du modèle se décompose en :

$$V = \sum_{j=1}^K V_j + \sum_{1 \leq j \leq k \leq K} V_{j,k} + \dots + V_{1,\dots,K} \quad (7.2)$$

où

$$V_j = V(E[y|x_j]);$$

$$V_{j,k} = V(E[y|x_j, x_k]) - V_j - V_k;$$

$$V_{j,k,l} = V(E[y|x_j, x_k, x_l]) - V_{j,k} - V_{j,l} - V_{k,l} - V_j - V_k - V_l;$$

etc.

Les indices de sensibilité des différents ordres sont définis sur la base de cette décomposition. Soit $j \in \llbracket 1; K \rrbracket$, l'indice d'ordre un (aussi appelé indice principal) du paramètre x_j , mesure la sensibilité de la sortie y au facteur x_j , ou encore la part de la variance de y due à x_j . Il est donné par :

$$S_j = \frac{V_j}{V} \quad (7.3)$$

Les indices de sensibilité d'ordre deux sont donnés pour $j, k \in \llbracket 1; K \rrbracket \times \llbracket 1; K \rrbracket, j \neq k$ par :

²¹¹ Si les paramètres d'entrée sont indépendants et si \mathcal{F} est deux fois intégrable.

$$S_{j,k} = \frac{V_{j,k}}{V} \quad (7.4)$$

Ils expriment la sensibilité de la variance de y à l'interaction des facteurs x_j et x_k , c'est-à-dire la sensibilité de y à x_j et x_k qui n'est pas prise en compte dans l'effet des facteurs seuls.

Les indices de sensibilité d'ordre trois sont donnés pour $j, k, l \in \llbracket 1; K \rrbracket \times \llbracket 1; K \rrbracket \times \llbracket 1; K \rrbracket$, j, k et l distincts deux à deux, par :

$$S_{j,k,l} = \frac{V_{j,k,l}}{V} \quad (7.5)$$

Ils expriment la sensibilité de la variance de y aux facteurs x_j , x_k et x_l qui n'est pas prise en compte dans l'effet des variables seules et des interactions deux à deux. Les indices sont obtenus de cette manière les uns après les autres jusqu'à l'ordre K .

Tous ces indices sont, par définition, compris entre 0 et 1 et leur somme est égale à 1 (cf. [équation 6.5](#)). Ils peuvent être facilement interprétés en termes de pourcentage de la variance de la sortie expliqué. Le nombre d'indices, de l'ordre 1 à l'ordre K , est égal à $2^K - 1$. Lorsque le nombre de paramètres est important l'estimation et l'interprétation de tous ces indices devient délicate et laborieuse. Pour cette raison, Homma et Saltelli (1996) ont introduit des indices de sensibilité totaux, qui expriment la sensibilité totale de la variance de y à un facteur, c'est à dire l'ensemble des effets de ce facteur sur la sortie. L'indice total du facteur x_j est donné par :

$$S_{T_j} = S_j + \sum_{k \neq j} S_{j,k} + \sum_{k \neq j, l \neq j, k < l} S_{j,k,l} + \dots = \sum_{n \in \#j} S_n \quad (7.6)$$

où $\#j$ représente tous les sous-ensembles d'indices contenant l'indice j .

Pour $p < K$, l'obtention de l'indice d'ordre p nécessite la connaissance préalable de tous les indices d'ordre inférieur. L'indice total en revanche peut être estimé directement. On remarque en effet que S_{T_j} peut s'écrire sous la forme :

$$S_{T_j} = 1 - \frac{V(E[y|x_{\sim j}])}{V(y)} = 1 - \frac{V_{\sim j}}{V} \quad (7.7)$$

où $x_{\sim j}$ représente l'ensemble des facteurs à l'exception de x_j . V_j était estimée en faisant varier tous les facteurs sauf x_j . De manière symétrique, $V_{\sim j}$, la variance de l'espérance de y conditionnellement à tous les facteurs sauf x_j , est alors estimée en faisant varier uniquement x_j .

Méthode d'estimation des indices de Sobol du 1^{er} ordre et totaux

Suivant la méthode proposée par Saltelli et al. (2008b), chaque paramètre d'entrée doit être caractérisé par une distribution de probabilité. Deux matrices A et B de taille (N, K) sont ensuite générées en tirant aléatoirement des paramètres suivant une méthode de Monte-Carlo.

$$A = \begin{bmatrix} x_{A1}^{(1)} & \cdots & x_{AK}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{A1}^{(N)} & \cdots & x_{AK}^{(N)} \end{bmatrix} \quad (7.8)$$

$$B = \begin{bmatrix} x_{B1}^{(1)} & \cdots & x_{BK}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{B1}^{(N)} & \cdots & x_{BK}^{(N)} \end{bmatrix} \quad (7.9)$$

Une matrice C_j est formée à partir de toutes les colonnes de B sauf la $j^{\text{ème}}$ qui est tirée de A .

$$C_j = \begin{bmatrix} x_{B1}^{(1)} & \cdots & x_{Aj}^{(1)} & \cdots & x_{BK}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{B1}^{(N)} & \cdots & x_{Aj}^{(N)} & \cdots & x_{BK}^{(N)} \end{bmatrix} \quad (7.10)$$

Le modèle est ensuite évalué pour l'ensemble des jeux de facteurs d'entrée (les lignes) contenus dans les matrices A , B et C_j . On obtient trois vecteurs de sortie de dimension N :

$$y_A = \mathcal{F}(A) \quad y_B = \mathcal{F}(B) \quad y_{C_j} = \mathcal{F}(C_j) \quad (7.11)$$

Suivant la méthode proposée par Saltelli et al. (2008), ces trois vecteurs suffisent à estimer l'indice principal S_j et l'indice total S_{T_j} du facteur x_j . Avec K facteurs, cela représente $2N$ évaluations du modèle pour les matrices A et B , et $K \times N$ évaluations correspondant aux matrices C_j , soit un total de $(K + 2)N$ alors que la méthode originale en exigeait N^2 . Les indices sont ensuite calculés de la façon suivante :

$$\hat{S}_j = \frac{\hat{V}_j}{\hat{V}} = \frac{y_A \cdot y_{C_j} - \hat{\mathcal{F}}_0^2}{y_A \cdot y_A - \hat{\mathcal{F}}_0^2} = 1 - \frac{1/N \sum_{k=1}^N y_A^k \cdot y_{C_j}^k - \hat{\mathcal{F}}_0^2}{1/N \sum_{k=1}^N (y_A^k)^2 - \hat{\mathcal{F}}_0^2} \quad (7.12)$$

où

$$\hat{\mathcal{F}}_0 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_A^k \quad (7.13)$$

Les indices de sensibilité totaux sont calculés de manière similaire en considérant cette fois $x_{\sim j}$ (l'ensemble des facteurs à l'exception de x_j , cf. § 0) :

$$\hat{S}_{T_j} = \frac{\hat{V}_{\sim j}}{\hat{V}} = \frac{y_B \cdot y_{C_j} - \hat{\mathcal{F}}_0^2}{y_A \cdot y_A - \hat{\mathcal{F}}_0^2} = 1 - \frac{1/N \sum_{k=1}^N y_B^k \cdot y_{C_j}^k - \hat{\mathcal{F}}_0^2}{1/N \sum_{k=1}^N (y_A^k)^2 - \hat{\mathcal{F}}_0^2} \quad (7.14)$$

Bibliographie

- Abrahamse, Wokje, and Linda Steg. 2009. "How Do Socio-Demographic and Psychological Factors Relate to Households' Direct and Indirect Energy Use and Savings?" *Journal of Economic Psychology* 30 (5): 711–20. doi:10.1016/j.joep.2009.05.006.
- Aerts, D., J. Minnen, I. Glorieux, I. Wouters, and F. Descamps. 2014. "A Method for the Identification and Modelling of Realistic Domestic Occupancy Sequences for Building Energy Demand Simulations and Peer Comparison." *Building and Environment* 75: 67–78. doi:10.1016/j.buildenv.2014.01.021.
- Ainsworth, B. E., W. L. Haskell, M. C. Whitt, M. L. Irwin, A. M. Swartz, S. J. Strath, W. L. O'Brien, et al. 2000. "Compendium of Physical Activities: An Update of Activity Codes and MET Intensities." *Medicine and Science in Sports and Exercise* 32 (9 Suppl): S498–504.
- Andersen, Philip Delff, Anne Iversen, Henrik Madsen, and Carsten Rode. 2014. "Dynamic Modeling of Presence of Occupants Using Inhomogeneous Markov Chains." *Energy and Buildings* 69: 213–23. doi:10.1016/j.enbuild.2013.10.001.
- Andersen, Rune. 2014. "Effect of Individual and Collective Heat Cost Allocation on Indoor Environment in Danish Apartments." In *OB-14 Symposium on Occupant Behaviour*. Nottingham, England.
- Andersen, Rune, Valentina Fabi, Jorn Toftum, Stefano P. Corgnati, and Bjarne W. Olesen. 2013. "Window Opening Behaviour Modelled from Measurements in Danish Dwellings." *Building and Environment* 69 (November): 101–13. doi:10.1016/j.buildenv.2013.07.005.
- Andersen, Rune, Bjarne W. Olesen, and Jorn Toftum. 2011. "Modelling Occupant's Heating Set-Point Preferences." In *Proceedings of Building Simulation 2011*. Sydney, Australia.
- Andersen, Rune Vinther. 2012. "The Influence of Occupants Behaviour on Energy Consumption Investigated in 290 Identical Dwellings and in 35 Apartments."
- Armstrong, Marianne M., Mike C. Swinton, Hajo Ribberink, Ian Beausoleil-Morrison, and Jocelyn Millette. 2009. "Synthetically Derived Profiles for Representing Occupant-Driven Electric Loads in Canadian Housing." *Journal of Building Performance Simulation* 2 (1): 15–30. doi:10.1080/19401490802706653.
- Beausoleil-Morrison, Ian. 2000. "The Adaptive Coupling of Heat and Air Flow Modelling within Dynamic Whole-Building Simulation." Energy Systems Research Unit Department of Mechanical Engineering University of Strathclyde, Glasgow UK.
- Becker, R., and M. Paciuk. 2009. "Thermal Comfort in Residential Buildings – Failure to Predict by Standard Model." *Building and Environment* 44 (5): 948–60. doi:10.1016/j.buildenv.2008.06.011.
- Ben-Akiva, Moshe, and Michel Bierlaire. 2003. "Discrete Choice Models with Applications to Departure Time and Route Choice." In *Handbook of Transportation Science*, edited by Randolph W. Hall, 7–37. International Series in Operations Research & Management Science 56. Springer US. http://link.springer.com/chapter/10.1007/0-306-48058-1_2.
- Ben-Akiva, Moshe E., and Steven R. Lerman. 1985. *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*. MIT Press.
- Ben Halima, Mohamed Ali, and Thierry Debrand. 2011. *Durée d'arrêt de travail, salaire et assurance maladie : application microéconomique à partir de la base Hygie*. Document de travail. IRDES (Institut de Recherche et Documentation en Economie de la Santé).

Bibliographie

- Ben Halima, Mohamed Ali, Thierry Debrand, and Camille Regaert. 2012. "Arrêts maladie : comment expliquer les disparités départementales ?" *Questions d'économie de la santé*.
- Beslay, Christophe, Romain Gournet, and Marie-Christine Zélem. 2014. *Prise en compte des comportements dans la GPE et accompagnement des occupants*. Rapport final. Fondation Bâtiment Energie.
- Bierlaire, M., D. Bolduc, and D. McFadden. 2008. "The Estimation of Generalized Extreme Value Models from Choice-Based Samples." *Transportation Research Part B: Methodological* 42 (4): 381–94. doi:10.1016/j.trb.2007.09.003.
- Bierlaire, Michel. 2003. "Biogeme: A Free Package for the Estimation of Discrete Choice Models." In *3rd Swiss Transportation Research Conference*. Ascona, Switzerland.
- Bigot, Régis, Patricia Croutte, and Emilie Daudey. 2013. *La diffusion des technologies de l'information et de la communication dans la société française*. 297. Collection des Rapports. CREDOC.
- Blight, Thomas S., and David A. Coley. 2013. "Sensitivity Analysis of the Effect of Occupant Behaviour on the Energy Consumption of Passive House Dwellings." *Energy and Buildings* 66 (November): 183–92. doi:10.1016/j.enbuild.2013.06.030.
- Bloomfield, D.P. 1999. "An Overview of Validation Methods for Energy and Environmental Software." *ASHRAE Transactions* 5 (2).
- Bonte, Mathieu, Alexandra Perles, Bérangère Lartigue, and Françoise Thellier. 2013. "An Occupant Behavior Model Based on Artificial Intelligence for Energy Building Simulation." In *Proceedings of BS2013*. Chambéry, France.
- Bouville, Gregor. 2010. "La progression de l'absentéisme : nouveaux comportements des salariés ou nouvelles contraintes organisationnelles ?" <http://basepub.dauphine.fr/xmlui/handle/123456789/4827>.
- Brager, Gail Schiller. 1992. "Using Laboratory-Based Models to Predict Comfort in Office Buildings." *ASHRAE Journal*.
- Branco, G., B. Lachal, P. Gallinelli, and W. Weber. 2004. "Predicted versus Observed Heat Consumption of a Low Energy Multifamily Complex in Switzerland Based on Long-Term Experimental Data." *Energy and Buildings* 36: 543–55.
- Brisepierre, Gaëtan. 2011. "Les conditions sociales et organisationnelles du changement des pratiques de consommation d'énergie dans l'habitat collectif." Paris Descartes.
- . 2012. "Les ménages français choisissent-ils réellement leur température de chauffage? La norme des 19°C en question." In *1ères Journées Internationales de La Sociologie de l'Energie*. Toulouse (France).
- British Council for Offices. 2009. *Occupier Density Study – Summary Report*. London, UK: BCO.
- Brun, Adrien, Clara Spitz, Etienne Wurtz, and Laurent Mora. 2009. "Behavioural Comparison of Some Predictive Tools Uses in a Low Energy Building." In *Eleventh International IBPSA Conference*. Glasgow, Scotland.
- Caciolo, Marcello. 2010. "Analyse expérimentale et simulation de la ventilation naturelle mono-façade pour le rafraîchissement des immeubles de bureaux." MINES ParisTech.
- Capasso, A., W. Grattieri, R. Lamedica, and A. Prudenzi. 1994. "A Bottom-up Approach to Residential Load Modeling." *IEEE Transactions on Power Systems* 9 (2): 957–64.
- Cayla, Jean-Michel. 2011. "Les ménages sous la contrainte carbone. Exercice de modélisation prospective des secteurs résidentiel et transports avec TIMES." Ecole des Mines de Paris.

Bibliographie

- Cayla, Jean-Michel, Benoit Allibe, and Marie-Hélène Laurent. 2009. "From Practices to Behaviors: Estimating the Impact of Household Behavior on Space Heating Energy Consumption." In *ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings*, 7:26–38.
- Cena, K.M., and Richard de Dear. 1998. "Field Study of Occupant Comfort and Office Thermal Environments in a Hot, Arid Climate." In *ASHRAE Annual Meeting*, 204–17. Seattle, WA (US).
- CEN, CEedN., CEN Standard EN 15251. 2007. "In: Indoor Environmental Input Parameters for Design and Assessment of Energy Performance of Buildings Addressing Indoor Air Quality, Thermal Environment, Lighting and Acoustics." CEN: Brussels.
- Chenu, Alain. 2002. "Les horaires et l'organisation du temps de travail." *Economie et Statistiques* 352-353: 151–67.
- CIBSE. 2006. "Thermal Comfort: Annotated Definitions of Main Thermal Parameters." In *Chartered Institution of Building Services Engineers (CIBSE) Guide A. 7*. London.
- Clancey, William J., Patricia Sachs, Marteen Sierhuis, and Ron van Hoof. 1998. "BRAHMS A Multi-Agent Modelling Environment for Simulating Work Processes and Practices." *Int. J. Human-Computer Studies*, 49: 831–65.
- Clarke, J.A., Iain Macdonald, and John. Fergusson Nicol. 2006. "Predicting Adaptive Responses - Simulating Occupied Environments." In *Proceedings of International Comfort and Energy Use in Buildings Conference*.
- De Dear, Richard, and Gail Schiller Brager. 1998. "Developing an Adaptive Model of Thermal Comfort and Preference." *ASHRAE Transactions* 104.
- . 2002. "Thermal Comfort in Naturally Ventilated Buildings: Revisions to ASHRAE Standard 55." *Energy and Buildings* 34: 549–61.
- De Dear, Richard, and Marc E. Fountain. 1994. "Field Experiments on Occupant Comfort and Office Thermal Environments in a Hot-Humid Climate." *ASHRAE Transactions* 100 (2): 457–75.
- De Dear, Richard, K.G. Leow, and A. Ameen. 1991. "Thermal Comfort in the Humid Tropics. Part I. Climate Chamber Experiments on Temperature Preferences in Singapore." *ASHRAE Transactions* 97 (1).
- Dick, J.B., and D.A. Thomas. 1951. "Ventilation Research in Occupied Houses." *Journal of the Institution of Heating and Ventilating Engineers* 19: 306–26.
- Donnini, G., J. Molina, C. Martello, D. Ho Ching Lai, K. Ho Lai, C. Yu Chang, M. La Flamme, V.H. Nguyen, and F. Haghibat. 1997. "Field Study of Occupant Comfort and Office Thermal Environments in a Cold Climate." *Ashrae Transactions* 103 (2).
- Dounis, A.L., and C. Caraiscos. 2009. "Advanced Control Systems Engineering for Energy and Comfort Management in a Building Environment--A Review." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13: 1246–61.
- Emery, A.F., and C.J. Kippenhan. 2006. "A Long Term Study of Residential Home Heating Consumption and the Effect of Occupant Behavior on Homes in the Pacific Northwest Constructed according to Improved Thermal Standards." *Energy* 31: 677–93.
- Enertech. 2012. *OPAC 74 EPAGNY (74) Bâtiment Le Pérenne. Evaluation des performances énergétiques et environnementales de bâtiments démonstrateurs à haute performance énergétique en région Rhône Alpes*.
- Enertech. 1997. *Analyse et valorisation des campagnes de mesures sur les usages électriques dans le secteur résidentiel*. www.enertech.fr.

Bibliographie

- . 1999. *Etude expérimentale des appareils de cuisson, de froid ménager et de séchage dans 100 logements. Projet ECUEL, Rapport Final*. ADEME, EDF. <http://www.enertech.fr/modules/catalogue/pdf/56/consommation%20appareils%20cuisson.pdf>.
- . 2004a. *Technologies de l'information et éclairage - Enquête de terrain dans 50 bâtiments de bureaux*. Rapport final. www.enertech.fr.
- . 2004b. *Campagne de mesures de l'éclairage dans 100 logements en France*. ADEME, EDF. www.enertech.fr.
- . 2005. *Technologies de l'information et éclairage - Campagne de mesures dans 49 ensembles de bureaux de la Région PACA*. Rapport final 03.40.C.0354. www.enertech.fr.
- . 2008a. *Mesure de la consommation des usages domestiques de l'audiovisuel et de l'informatique, projet REMODECE, Rapport Final*. ADEME, EDF. http://www.enertech.fr/modules/catalogue/pdf/54/consommation%20audiovisuel%20et%20bureautique_2007-2008.pdf.
- . 2008b. *Campagne de mesure des appareils de production de froid et des appareils de lavage dans 100 Logements, Projet AEE2008, Rapport Final*. ADEME, EDF. www.enertech.fr.
- . 2010. *OPAC DU RHONE, ZAC DU FORT A BRON, Rapport de campagne de mesures - Année 1*. ADEME.
- . 2012a. *DAH / ANCONE (26) Bâtiment Les Santolines. Evaluation des performances énergétiques et environnementales de bâtiments démonstrateurs à haute performance énergétique en région Rhône Alpes*. ADEME.
- . 2012b. *SOGIMM Jardins République Epagny. Evaluation des performances énergétiques et environnementales de bâtiments démonstrateurs à haute performance énergétique en région Rhône Alpes*. ADEME.
- Erhorn, H., and H. Kluttig. 1996. "Energiesparpotentiale Im Verwaltungsbau Zur Reduzierung Der CO2-Emissio." *Gesundheits-Ingenieur* 117: 270–74 309–21.
- Ernst Stähli, Michèle. 2003. "La flexibilité du temps de travail : entre autonomie et contraintes. Une étude de cas en Suisse." *Sociologie*, UMLV Université de Marne-la-Vallée UFR de sociologie Ecole doctorale ETE (Entreprise, Travail, Emploi) Laboratoire Techniques Territoires et Sociétés (LATTS, ENPC). http://tel.archives-ouvertes.fr/docs/00/12/95/17/PDF/These_Michele_Ernst_UMLV.pdf.
- Estrade, Marc-Antoine, and Dominique Méda. 2002. "Principaux résultats de l'enquête RTT et modes de vie." <http://basepub.dauphine.fr/xmlui/handle/123456789/9446>.
- Evarts, John C., and Lukas G. Swan. 2013. "Domestic Hot Water Consumption Estimates for Solar Thermal System Sizing." *Energy and Buildings* 58 (March): 58–65. doi:10.1016/j.enbuild.2012.11.020.
- Fabi, Valentina, Rune Vinther Andersen, and Stefano Paolo Corgnati. 2013. "Influence of Occupant's Heating Set-Point Preferences on Indoor Environmental Quality and Heating Demand in Residential Buildings." *HVAC&R Research* 19 (5): 635–45. doi:10.1080/10789669.2013.789372.
- Fabi, Valentina, Rune Vinther Andersen, Stefano Paolo Corgnati, Bjarne W. Olesen, and Marco Filippi. 2011. "Description of Occupant Behaviour in Building Energy Simulation, State-of-Art and Concepts for Improvements." In *12th Conference of International Building Performance Simulation Association*, 2882–89. Sydney, Australia.

Bibliographie

- Fairey, Philip, and Danny Parker. 2004. *A Review of Hot Water Draw Profiles Used in Performance Analysis of Residential Domestic Hot Water System*. Florida Solar Energy Center. <http://www.fsec.ucf.edu/en/publications/pdf/FSEC-RR-56-04.pdf>.
- Fanger, P.O. 1967. "Calculation of Thermal Comfort, Introduction of a Basic Comfort Equation." *ASHRAE Transactions* 73 (2).
- . 1970. *Thermal Comfort. Analysis and Applications in Environmental Engineering*.
- . 1986. "Thermal Environment - Human Requirements." *The Environmentalist* 6 (4): 275–78. doi:10.1007/BF02238059.
- . 1988. "Introduction of the Olf and the Decipol Units to Quantify Air Pollution Perceived by Humans Indoors and Outdoors." *Energy and Buildings* 12 (1): 1–6.
- Favre, Béranger, Michaël Cohen, Eric Vorger, Olfa Mejri, and Bruno Peuportier. 2013. *Evaluation of Ventilative Cooling in a Single Family House*. Final Report Velux.
- Ferrie, J. E., M. Kivimäki, J. Head, M. J. Shipley, J. Vahtera, and M. G. Marmot. 2005. "A Comparison of Self-Reported Sickness Absence with Absences Recorded in Employers' Registers: Evidence from the Whitehall II Study." *Occupational and Environmental Medicine* 62 (2): 74–79. doi:10.1136/oem.2004.013896.
- Foster, Michelle, and Tadj Oreszczyn. 2000. "Occupant Control of Passive Systems: The Use of Venetian Blinds." *Building and Environment* 36: 149–55.
- Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE. 2001. *Monitoringbericht 2001 Zum Förderprogramm Wärmeerzeugung Im Passivhaus Der EnBW Energie Baden-Württemberg AG*.
- Fritsch, R., A. Kohler, M. Nygård-Ferguson, and J.-L. Scartezzini. 1990. "A Stochastic Model of User Behaviour Regarding Ventilation." *Building and Environment* 1 25 (2): 173–81.
- Gange, Stephen J. 1995. "Generating Multivariate Categorical Variates Using the Iterative Proportional Fitting Algorithm." *The American Statistician* 49 (2): 134–38. doi:10.1080/00031305.1995.10476130.
- Gauthier, Stephanie, and David Shipworth. 2014. "The Gap between What Is Said and What Is Done: A Method for Distinguishing Reported and Observed Responses to Cold Thermal Discomfort." In *Proceedings of 8th Windsor Conference*. Windsor (UK).
- Gay, J.B. 2001. "Cours de mise à niveau, confort et santé, Master en Architecture et Développement Durable EPFL."
- Georg, Andreas, Wolfgang Graf, Dietmar Schweiger, Volker Wittwer, Peter Nitz, and Helen Rose Wilson. 1998. "Switchable Glazing with a Large Dynamic Range in Total Solar Energy Transmittance." *Solar Energy* 62 (3): 215–28.
- Gimeno, D., F. G. Benavides, J. Benach, and B. C. Amick. 2004. "Distribution of Sickness Absence in the European Union Countries." *Occupational and Environmental Medicine* 61 (10): 867–69. doi:10.1136/oem.2003.010074.
- Goffart, Jeanne. 2013. "Impact de la variabilité des données météorologiques sur une maison basse consommation. Application des analyses de sensibilité pour les entrées temporelles." Université de Grenoble. <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00982150>.
- Goller, M. 1998. *Integration of Daylighting Technologies in Demand Side Management Programs. Estimation of the Energetical and Peak Load Potential*. Final Report. SAVE Project No. XVII/4.1031/S/94-138. Stuttgart: Fraunhofer IRB.

Bibliographie

- Grandjean, A., J. Adnot, and G. Binet. 2012. "A Review and an Analysis of the Residential Electric Load Curve Models." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16 (9): 6539–65. doi:10.1016/j.rser.2012.08.013.
- Grandjean, Arnaud. 2013. "Introduction de non linéarités et non stationnarités dans les modèles de représentation de la demande électrique résidentielle." Mines ParisTech.
- Greening, Lorna A., David L. Green, and Carmen Difiglio. 2000. "Energy Efficiency and Consumption — the Rebound Effect — a Survey." *Energy Policy* 28 (6-7): 389–40.
- Guerra Santin, Olivia, Laure Itard, and Henk Visscher. 2009. "The Effect of Occupancy and Building Characteristics on Energy Use for Space and Water Heating in Dutch Residential Stock." *Energy and Buildings* 41 (11): 1223–32. doi:10.1016/j.enbuild.2009.07.002.
- Guillot, Olivier, Sabine Chaupain-Guillot, and François-Charles Wolff. 2007. "Les absences au Travail : une analyse à partir des données françaises du Panel Européen des Ménages ; suivi d'un commentaire de François-Charles Wolff." *Économie et Statistique* 408 (1): 45–80.
- Haas, Reinhard, Hans Auer, and Peter.D. Lund. 1998. "The Impact of Consumer Behavior on Residential Energy Demand for Space Heating." *Energy and Buildings* 27: 195–205.
- Ha, Duy Long, Stephane Ploix, Eric Zamai, and Mireille Jacomino. 2006. "A Home Automation System to Improve Household Energy Control." In *12th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*.
- Haldi, Frederic. 2010. "Towards a Unified Model of Occupants' Behaviour and Comfort for Building Energy Simulation." Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- . 2013. "A Probabilistic Model to Predict Building Occupants Diversity towards Their Interactions with the Building Envelope." In *Proceedings of BS2013*. Chambéry, France.
- Haldi, Frédéric, and Darren Robinson. 2008. "On the Behaviour and Adaptation of Office Occupants." *Building and Environment* 43 (12): 2163–77. doi:10.1016/j.buildenv.2008.01.003.
- Haldi, Frederic, and Darren Robinson. 2009. "Interactions with Window Openings by Office Occupants." *Building and Environment* 44: 2378–95.
- . 2010a. "Adaptive Actions on Shading Devices in Response to Local Visual Stimuli." *Journal of Building Performance Simulation* 3 (2): 135–53.
- . 2010b. "On the Unification of Thermal Perception and Adaptive Actions." *Building and Environment* 45: 2440–57.
- . 2011. "The Impact of Occupants' Behaviour on Building Energy Demand." *Journal of Building Performance Simulation* 4 (4): 323–38.
- Haldi, Frédéric, Darren Robinson, Claus Pröglhöf, and Ardeshir Mahdavi. 2010. "A PARTIAL DOUBLE BLIND EVALUATION OF A COMPREHENSIVE WINDOW OPENING MODEL." *BauSim 2010*. <http://infoscience.epfl.ch/record/163828>.
- Hauge, B. 2012. "Analysis of the Significance of Fresh Air from Outside and into the Home—a Qualitative, Comparative Study in the Following Countries: Denmark, France, England and Scotland." In *12th International Conference on Indoor Air Quality and Climate*. Austin, Texas.
- Hens, Hugo, Wout Parijs, and Mieke Deurinck. 2010. "Energy Consumption for Heating and Rebound Effects." *Energy and Buildings*, International Conference on Building Energy and Environment (COBEE 2008), 42 (1): 105–10. doi:10.1016/j.enbuild.2009.07.017.
- He, Qi-Ming, and Eldon Gunn. 2003. "A Note on the Stochastic Roots of Stochastic Matrices." *Journal of Systems Science and Systems Engineering* 12 (2): 210–23. doi:10.1007/s11518-006-0131-9.

Bibliographie

- Herfray, Grégory. 2011. "Contribution à l'évaluation des impacts environnementaux des quartiers." Thèse de l'École Nationale Supérieure des Mines de Paris. <http://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00658220>.
- Herkel, Sebastian, Ulla Knapp, and Jens Pfafferott. 2006. "Towards a Model of User Behaviour Regarding the Manual Control of Windows in Office Buildings." *Building and Environment* 43: 588–600.
- Hittinger, Eric, Kimberley A. Mullins, and Inês L. Azevedo. 2012. "Electricity Consumption and Energy Savings Potential of Video Game Consoles in the United States." *Energy Efficiency* 5 (4): 531–45. doi:10.1007/s12053-012-9152-z.
- Howard-Reed, Cynthia, Lance A. Wallace, and Wayne R. Ott. 2002. "The Effect of Opening Windows on Air Change Rates in Two Homes." *Journal of the Air & Waste Management Association* 52 (2): 147–59. doi:10.1080/10473289.2002.10470775.
- Huebner, Gesche M., Megan McMichael, David Shipworth, Michelle Shipworth, Mathieu Durand-Daubin, and Alex Summerfield. 2013. "Heating Patterns in English Homes: Comparing Results from a National Survey against Common Model Assumptions." *Building and Environment* 70: 298–305. doi:10.1016/j.buildenv.2013.08.028.
- Humphreys, M.A. 1978. "Outdoor Temperatures and Comfort Indoors." *Batiment International, Building Research and Practice* 6 (2).
- . 1998. "Understanding the Adaptive Approach to Thermal Comfort." *ASHRAE Transactions* 104 (1).
- Humphreys, M.A., and John. Fergusson Nicol. 2000. "Outdoor Temperature and Indoor Thermal Comfort: Raising the Precision of the Relationship for the 1998 ASHRAE Database of Field Studies." *ASHRAE Transactions* 106: 485–92.
- . 2002. "The Validity of ISO-PMV for Predicting Comfort Votes in Every-Day Thermal Environments." *Energy and Buildings* 34 (6): 667–84.
- Hunt, D.R.G. 1979. "The Use of Artificial Lighting in Relation to Daylight Levels and Occupancy." *Building and Environment* 36 14: 21–33.
- Inkarojrit, Vorapat. 2005. "Balancing Comfort: Occupants' Control of Window Blinds in Private Offices." University of California, Berkeley.
- Inoue, T., T. Kawase, T. Ibamoto, S. Takakusa, and Y. Matsuo. 1988. "The Development of an Optimal Control System for Window Shading Devices Based on Investigations in Office Buildings." *ASHRAE Transactions* 98: 1034–49.
- Iooss, Bertrand. 2010. *Revue sur l'analyse de sensibilité globale de modèles numériques*. Programme COSINUS, projet COSTA-BRAVA no ANR- 09-COSI-015.
- Iwashita, G., and H. Akasaka. 1997. "The Effects of Human Behavior on Natural Ventilation Rate and Indoor Air Environment in Summer - A Field Study in Southern Japan." *Energy and Buildings* 25 (3): 195–205.
- Jensen, S.O. 1995. "Validation of Building Energy Simulation Programs: A Methodology." *Energy and Buildings* 22: 133–44.
- Journel, A. G. 2002. "Combining Knowledge from Diverse Sources: An Alternative to Traditional Data Independence Hypotheses." *Mathematical Geology* 34 (5): 573–96. doi:10.1023/A:1016047012594.
- Judkoff, R., and J. Neymark. 1995. *International Energy Agency Building Energy Simulation Test (BESTEST) and Diagnostic Method*. Technical report.

- Kashif, Ayesha, Xuan Hoa Binh Le, Julie Dugdale, and Stephane Ploix. 2011. "Agent-Based Framework to Simulate Inhabitant's Behaviour in Domestic Settings for Energy Management." In .
- Kempton, W., and L. Lutzenhiser. 1992. "Introduction." *Energy and Buildings* 18: 171–76.
- Korolija, Ivan, Ljiljana Marjanovic-Halburd, Yi Zhang, and Victor I. Hanby. 2013. "UK Office Buildings Archetypal Model as Methodological Approach in Development of Regression Models for Predicting Building Energy Consumption from Heating and Cooling Demands." *Energy and Buildings* 60: 152–62. doi:10.1016/j.enbuild.2012.12.032.
- Kusnik-Joinville, Odile, Celine Lamy, Yvon Merlière, and Dominique Polton. 2006. *Déterminants de l'évolution des indemnités journalières maladie*. Points de repère 5. CNAMTS. http://www.ameli.fr/fileadmin/user_upload/documents/Points_de_repere_n__5.pdf.
- Kvisgaard, B., and P. F. Collet. 1990. "The User's Influence on Air Change." http://inis.iaea.org/Search/search.aspx?orig_q=RN:22011804.
- Leaman, Adrian, and Bill Bordass. 1999. "Productivity in Buildings: The 'killer' Variables." *Building Research & Information* 27 (1): 4–19.
- Leconte, François. 2010. "Validation empirique du logiciel PLEIADES+COMFIE Dans le cas de bâtiments passifs – étude préliminaire : Analyses D'incertitudes et de Sensibilité." Rapport de stage de Master II.
- Lee, A.J. 1997. "Some Simple Methods for Generating Correlated Categorical Variates." *Computational Statistics & Data Analysis* 26 (2): 133–48. doi:10.1016/S0167-9473(97)00030-3.
- Lee, Yoon Soo, and Ali M. Malkawi. 2014. "Simulating Multiple Occupant Behaviors in Buildings: An Agent-Based Modeling Approach." *Energy and Buildings* 69: 407–16. doi:10.1016/j.enbuild.2013.11.020.
- Le Jeannic, Thomas, and José Ribéra. 2006. "Hausse des départs en vacances, mais 21 millions de français ne partent pas." *INSEE PREMIERE*, no. 1093 (juillet).
- Lenormand, François. 2005. "Le système d'information de l'assurance maladie, Le SNIIR-AM et les échantillons de bénéficiaires." *Journal de La Société Française de Statistique* 146 (3): 47–73.
- Lesnard, Laurent. 2004. "Schedules as Sequences: A New Method to Analyze the Use of Time Based on Collective Rhythm with an Application to the Work Arrangements of French Dual-Earner Couples." *Electronic International Journal of Time Use Research* 1: 63–88.
- . 2006. "Flexibilité des horaires de travail et inégalités sociales." *Données Sociales - La Société Française*, 371–78.
- Lesnard, Laurent, and Thibaut de Saint Pol. 2008. "Organisation du travail dans la semaine des individus et des couples actifs : le poids des déterminants économiques et sociaux." *Economie et Statistiques* 414: 53–74.
- Lesnard, Laurent, and Thibaut de Saint Pol. 2006. "Introduction aux méthodes d'appariement optimal (Optimal Matching Analysis)." *Bulletin de Méthodologie Sociologique* 90 (1): 5–25. doi:10.1177/075910630609000103.
- . 2009. "Patterns of Workweek Schedules in France." *Social Indicators Research* 93 (1): 171–76. doi:10.1007/s11205-008-9384-7.
- Lewchuk, Wayne, and David Robertson. 1997. "Production without Empowerment: Work Reorganization from the Perspective of Motor Vehicle Workers." *Capital & Class* 21 (3): 37–64. doi:10.1177/030981689706300104.

Bibliographie

- Liao, Chenda, Yashen Lin, and Prabir Barooah. 2012. "Agent-Based and Graphical Modelling of Building Occupancy." *Journal of Building Performance Simulation* 5 (1): 5–25.
- Lindelhöf, David, and Nicolas Morel. 2006. "A Field Investigation of the Intermediate Light Switching by Users." *Energy and Buildings* 38: 790–801.
- Lindsay, CRT., and PJ. Littlefair. 1992. "Occupant Use of Venetianblinds in Offices." In *Building Research Establishment (BRE)*. Watford, UK.
- Liu, Jing, Runming Yao, and Rachel McCloy. 2012. "A Method to Weight Three Categories of Adaptive Thermal Comfort." *Energy and Buildings* 47: 312–20. doi:10.1016/j.enbuild.2011.12.007.
- Lomas, K. J., and T. Kane. 2013. "Summertime Temperatures and Thermal Comfort in UK Homes." *Building Research & Information* 41 (3): 259–80. doi:10.1080/09613218.2013.757886.
- Lorenz, Edward, and Antoine Valeyre. 2005. "Organisational Innovation, Human Resource Management and Labour Market Structure: A Comparison of the EU-15." *The Journal of Industrial Relations* 47 (4): 424–42. doi:10.1111/j.1472-9296.2005.00183.x.
- Lorius, Claude, and Laurent Carpentier. 2011. *Voyage dans l'Anthropocène, cette nouvelle ère dont nous sommes les héros*. Actes-Sud.
- Love, J.A. 1998. "Manual Switching Patterns Observed in Private Offices." *Lighting Research & Technology* 30 (1): 45–50.
- Macal, C.M., and M.J. North. 2010. "Tutorial on Agent-Based Modelling and Simulation." *Journal of Simulation* 4: 151–62.
- Mahdavi, Ardeshir. 2014. "Deployment of Probabilistic Occupancy Models in Building Operation." In *OB-14 Symposium on Occupant Behaviour*. Nottingham, England.
- Mahdavi, Ardeshir, Abdolazim Mohammadi, Elham Kabir, and Lyudmila Lambeva. 2008. "Occupants' Operation of Lighting and Shading Systems in Office Buildings." *Journal of Building Performance Simulation* 1 (1): 57–65.
- Mahdavi, Ardeshir, and Claus Pröglhöf. 2009. "Toward Empirically-Based Models of People's Presence and Actions in Buildings." In *Building Simulation 2009*, 537–44. Glasgow, Scotland.
- Manski, Charles F., and Steven R. Lerman. 1977. "The Estimation of Choice Probabilities from Choice Based Samples." *Econometrica* 45 (8): 1977. doi:10.2307/1914121.
- McCartney, K.J., and John. Fergusson Nicol. 2002. "Developing an Adaptive Control Algorithm for Europe." *Energy and Buildings* 34 (6): 623–35.
- Morris, Max D. 1991. "Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments." *Technometrics* 33 (April): 161–74. doi:10.2307/1269043.
- Moujalled, Bassam. 2007. *Modélisation dynamique du confort thermique dans les bâtiments naturellement ventilés*. Villeurbanne, INSA. <http://www.theses.fr/2007ISAL0005>.
- Munaretto, Fabio. 2014. "Etude de l'influence de l'inertie thermique sur les performances énergétiques des bâtiments." Paris: MINES ParisTech.
- Muratori, Matteo, Matthew C. Roberts, Ramteen Sioshansi, Vincenzo Marano, and Giorgio Rizzoni. 2013. "A Highly Resolved Modeling Technique to Simulate Residential Power Demand." *Applied Energy* 107: 465–73. doi:10.1016/j.apenergy.2013.02.057.
- Newsham, G.R. 1995. "Lightswitch: A Stochastic Model for Predicting Office Lighting Energy Consumption." In *3rd European Conference on Energy Efficient Lighting*, 59–66. Newcastle, UK.

Bibliographie

- Nicolas, J-P. 2010. "SIMBAD : Un outil pour intégrer le développement durable dans les politiques publiques." In *Modéliser La Ville. Forme Urbaine et Politiques de Transport*. Paris : Economica, Coll Méthodes et Approches. ANTONI J-P.
- Nicol, J. F., and M. A. Humphreys. 2009. "New Standards for Comfort and Energy Use in Buildings." *Building Research & Information* 37 (1): 68–73. doi:10.1080/09613210802611041.
- Nicol, John. Fergusson. 2001. "Characterising Occupant Behaviour in Buildings: Towards a Stochastic Model of Occupant Use of Windows, Lights, Blinds, Heaters and Fans." In *Seventh International IBPSA Conference*. Rio de Janeiro, Brazil.
- Nicol, John. Fergusson, and M.A. Humphreys. 1973. "Thermal Comfort as Part of Regulating System." *Building Research and Practice* 1 (3): 174–79.
- . 2002. "Adaptive Thermal Comfort and Sustainable Thermal Standards for Buildings." *Energy and Buildings* 34: 563–72.
- . 2004. "A Stochastic Approach to Thermal Comfort, Occupant Behaviour and Energy Use in Buildings." *ASHRAE Transactions* 110 (2): 554–68.
- . 2006. "Maximum Temperatures in European Office Buildings to Avoid Heat Discomfort." *Solar Energy* 81: 295–304.
- . 2010. "Derivation of the Adaptive Equations for Thermal Comfort in Free-Running Buildings in European Standard EN15251." *Building and Environment* 45 (1): 11–17.
- Nicol, John. Fergusson, Iftikhar A. Raja, Arif Allaudin, and Gul Najam Jamy. 1999. "Climatic Variations in Comfortable Temperatures: The Pakistan Projects." *Energy and Buildings* 30 (3): 261–79.
- Nordford, L.K., R.H. Socolow, E.S. Hsieh, and G.V. Spadaro. 1994. "Two-to-One Discrepancy between Measured and Predicted Performance of a 'low Energy' Office Building: Insights from a Reconciliation Based on the DOE-2 Model." *Energy and Buildings* 21: 121–31.
- O'Brien, William, Konstantinos Kapsis, and Andreas K. Athienitis. 2013. "Manually-Operated Window Shade Patterns in Office Buildings: A Critical Review." *Building and Environment* 60: 319–38. doi:10.1016/j.buildenv.2012.10.003.
- Olesen, Bjarne W. 2004. "International Standards for the Indoor Environment." *Indoor Air*. 14: 18–26.
- Orselli, Jean. 2008. *Economies et Substitutions D'énergie Dans Les Bâtiments*. Rapport du Conseil Général des Ponts et Chaussée 004831-01.
- Osterhaus, Werner K.E. 2005. "Discomfort Glare Assessment and Prevention for Daylight Applications in Office Environments." *Solar Energy* 77 79 (2): 140–58.
- Paatero, Jukka.V., and Peter.D. Lund. 2005. "A Model for Generating Household Electricity Load Profiles." *International Journal of Energy Research* 30: 273–90.
- Paciuk, M. 1989. "The Role of Personal Control of the Environment in Thermal Comfort and Satisfaction at the Workplace." University of Wisconsin-Milwaukee.
- Page, Jensen. 2007. "Simulating Occupant Presence and Behaviour in Buildings." Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- Page, Jensen, Darren Robinson, Nicolas Morel, and J.-L. Scartezini. 2008. "A Generalised Stochastic Model for the Simulation of Occupant Presence." *Energy and Buildings* 40: 83–98.
- Park, Chul Gyu, Taesung Park, and Dong Wan Shin. 1996. "A Simple Method for Generating Correlated Binary Variates." *The American Statistician* 50 (4): 306–10. doi:10.1080/00031305.1996.10473557.

Bibliographie

- Parys, Wout, Dirk Saelens, and Hugo Hens. 2011. "Coupling of Dynamic Building Simulation with Stochastic Modelling of Occupant Behaviour in Offices, a Review-Based Integrated Methodology." *Journal of Building Performance Simulation* 4 (4): 339–58.
- Parys, Wout, Bernard Stiegler, and Monica Woloszyn. 2014. "Agent-Based Behavioural Models for Residential Buildings in Dynamic Building Simulation: State-of-the-Art and Integrated Model Assembly." In *IBPSA France*. Arras.
- Peeters, Leen, Richard de Dear, Jan Hensen, and William D'haeseleer. 2009. "Thermal Comfort in Residential Buildings: Comfort Values and Scales for Building Energy Simulation." *Applied Energy* 86 (5): 772–80. doi:10.1016/j.apenergy.2008.07.011.
- Peuportier, Bruno. 2008. *Eco-conception des bâtiments et des quartiers*. Les Presses MINES ParisTech.
- Pigg, S., M. Eilers, and J. Reed. 1996. "Behavioral Aspects of Lighting and Occupancy Sensors in Privates Offices: A Case Study of a University Office Building." In *ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings*, 8:161–71. Pacific Grove, California.
- Polster. 1995. "Contribution à l'étude de l'impact environnemental des bâtiments par analyse du cycle de vie." Thèse de l'École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Popovici, E. 2005. "Contribution to the Life Cycle Assessment of Settlements." Thèse de l'École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Rabelais, François. 1534. *Gargantua*.
- Raja, I.A., John. Fergusson Nicol, K.J. McCartney, and M.A. Humphreys. 2001. "Thermal Comfort: Use of Controls in Naturally Ventilated Buildings." *Energy and Buildings* 33: 235–44.
- Rea, M.S. 1984. "Window Blind Occlusion : A Pilot Study." *Building and Environment* 19 (2): 133–37.
- Recht, Thomas, Fabio Munaretto, Patrick Schalbart, and Bruno Peuportier. 2014. "Analyse de la fiabilité de COMFIE par comparaison à des mesures. Application à un bâtiment passif." In *IBPSA France*. Arras.
- Reinhart, Christoph. 2001. "Daylight Availability and Manual Lighting Control in Office Buildings Simulation Studies and Analysis of Measurements." Technical University of Karlsruhe.
- . 2004. "Lightswitch 2002: A Model for Manual and Automated Control of Electric Lighting and Blinds." *Solar Energy* 77: 15–28.
- Reinhart, Christoph, and K. Voss. 2003. "Monitoring Manual Control of Electric Lighting and Blinds." *Lighting Research & Technology* 35 (3): 243–60.
- Renauld, Vincent. 2012. "Fabrication et usage des écoquartiers français - éléments d'analyse à partir des quartiers de Bonne (Grenoble), Ginko (Bordeaux) et Bottière-Chénaie (Nantes)." INSA Lyon.
- Richardson, Ian, Murray Thomson, and David Infield. 2008. "A High-Resolution Domestic Building Occupancy Model for Energy Demand Simulations." *Energy and Buildings* 40: 1560–66.
- Richardson, Ian, Murray Thomson, David Infield, and Conor Clifford. 2010. "Domestic Electricity Use, A High-Resolution Energy Demand Model." *Energy and Buildings* 42: 1878–87.
- Richardson, Ian, Murray Thomson, David Infield, and Alice Delahunty. 2009. "Domestic Lighting: A High-Resolution Energy Demand Model." *Energy and Buildings* 41: 781–89.
- Rivallain, Mathieu. 2013. "Étude de l'aide à la décision par optimisation multicritère des programmes de réhabilitation énergétique séquentielle des bâtiments existants." Université Paris-Est. <http://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00861172>.

Bibliographie

- Rohles, Frederick H. Jr. 1981. "Thermal Comfort and Strategies for Energy Conservation." *Journal of Social Issues* 37 (2): 132–49.
- Roulet, Claude-Alain, Niklaus Johner, Flavio Foradini, Philomena Bluysend, Chrit Coxd, and Eduardo De Oliveira Fernandese, Birgit Müllerf & Claire Aizlewoodg. 2006a. "Multicriteria Analysis of Health, Comfort and Energy Efficiency in Buildings." *Building Research & Information Volume* 34 (5): 475–82.
- . 2006b. "Perceived Health and Comfort in Relation to Energy Use and Building Characteristics." *Building Research & Information Volume* 34 (5): 467–74.
- Roulet, C., and J.-L. Scartezzini. 1987. "Measurement of Air Change Rate in an Inhabited Building with a Constant Tracer Gas Concentration Technique." *ASHRAE Transactions* 93: 1371–80.
- Rouquette, Céline. 2001. "Départs en vacances : la persistance des inégalités." *Economie et Statistique* 345 (1): 33–53. doi:10.3406/estat.2001.7443.
- . 2003. "Dix ans de vacances des français." In *France, Portrait Social, 2002nd–2003rd ed.* INSEE - REFERENCES.
- Roux, Charlotte. 2013. "Evaluation of the Environmental Performance of Buildings Using Life Cycle Simulation." In *Proceedings of BS2013*. Chambéry, France.
- Rubin, A.I., B.L. Collins, and R.L Tibott. 1978. *Window Blinds as a Potential Energy Saver – a Case Study*. NCJRS Library Collection.
- Rubinstein, Francis, N. Colak, Judy Jennings, and D. Neils. 2003. "Analyzing Occupancy Profiles from a Lighting Controls Field Study."
- Salat, Serge. 2009. "Energy loads, CO2 Emissions and Building Stocks : Morphologies, Typologies, Energy Systems and Behaviour." *Building Research & Information* 37 (5-6): 598–609.
- Saltelli, Andrea, Marco Ratto, Terry Andres, Francesca Campolongo, Jessica Cariboni, Debora Gatelli, Michaela Saisana, and Stefano Tarantola. 2008. *Global Sensitivity Analysis: The Primer*. Wiley.com.
- Schiller, G.E., E. Arens, F. Bauman, C. Benton, M. Fountain, and T. Doherty. 1988. "A Field Study of Thermal Environments and Comfort in Office Buildings." *ASHRAE Transactions* 94 (2).
- Schnieders, Jürgen, and Andreas Hermelink. 2006. "CEPHEUS Results: Measurements and Occupants' Satisfaction Provide Evidence for Passive Houses Being an Option for Sustainable Building." *Energy Policy, Reshaping Markets for the Benefit of Energy Saving Reshaping Markets for the Benefit of Energy Saving*, 34 (2): 151–71. doi:10.1016/j.enpol.2004.08.049.
- Schweiker, Marcel, Frederic Haldi, Masonori Shukuya, and Darren Robinson. 2011. "Verification of Stochastic Models of Window Opening Behaviour for Residential Buildings." *Journal of Building Performance Simulation* 5 (1): 55–74.
- Seligman, S., J.M. Darley, and L.J. Becker. 1978. "Behavioural Approach to Residential Energy Conservation." *Energy and Buildings* 1: 325–37.
- Sidler, Olivier. 2011. "De la conception à la mesure, comment expliquer les écarts?" In *Evaluer les performances des bâtiments basse consommation, CSTB/CETE de l'OUEST*. Angers, France.
- Sierhuis, Marteen, and William J. Clancey. 1997. "Knowledge, Practice, Activities, and People." In , 142–48. Stanford University, California.
- Sonderegger, R.G. 1978. "Movers and Stayers: The Resident's Contribution to Variation across Houses in Energy Consumption for Space Heating." *Energy and Buildings* 1: 313–24.
- Sorrell, Steve, John Dimitropoulos, and Matt Sommerville. 2009. "Empirical Estimates of the Direct Rebound Effect: A Review." *Energy Policy* 37 (4): 1356–71. doi:10.1016/j.enpol.2008.11.026.

Bibliographie

- Spitz, Clara. 2012. "Analyse de la fiabilité des outils de simulation et des incertitudes de métrologie appliquée à l'efficacité énergétique des bâtiments." Thèse de doctorat, Université de Savoie.
- Stamminger, R, G Broil, C Pakula, H Jungbecker, M Braun, I Rüdener, and C Wendker. 2008. *Synergy Potential of Smart Domestic Appliances in Renewable Energy Systems*. Report of the Smart-A-project.
- Standeven, Mark, and Nick Baker. 1996. "Thermal Comfort for Free-Running Buildings." *Energy and Buildings* 23 (3): 175–82.
- Stokes, Melody, Mark Rylatt, and Kevin Lomas. 2004. "A Simple Model of Domestic Lighting Demand." *Energy and Buildings* 36: 103–16.
- Sutter, Yannick. 2003. "Etude Analytique et Experimentale Du Pilotage de Stores Venitiens En Vue D'obtenir Des Conditions de Confort Visuel Optimales Dans Le Cas Du Travail Sur Ecran de Visualisation." Vaulx-en-Velin, France: ENTPE.
- Sutter, Yannick, Dominique Dumortier, and Marc Fontoynt. 2006. "The Use of Shading Systems in VDU Task Offices: A Pilot Study." *Energy and Buildings* 38 (7): 780–89.
- Taleghani, Mohammad, Martin Tenpierik, Stanley Kurvers, and Andy van den Dobbelsteen. 2013. "A Review into Thermal Comfort in Buildings." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 26 (October): 201–15. doi:10.1016/j.rser.2013.05.050.
- Tanabe, S., K. Kimura, and T. Hara. 1987. "Thermal Comfort Requirements during the Summer Season in Japan." *ASHRAE Transactions* 93 (1).
- Tanimoto, Jun, Aya Hagishima, and Hiroki Sagara. 2006. "A Methodology for Peak Energy Requirement Considering Actual Variation of Occupants' Behavior Schedules." *Building and Environment* 43: 610–19.
- . 2007. "Validation of Probabilistic Methodology for Generating Actual Inhabitants' Behavior Schedules for Accurate Prediction of Maximum Energy Requirements." *Energy and Buildings* 40: 316–22.
- . 2008. "Validation of Methodology for Utility Demand Prediction Considering Actual Variations in Inhabitant Behaviour Schedules." *Journal of Building Performance Simulation* 1 (1): 31–42. doi:10.1080/19401490701868471.
- Tekrane, Fatma, and Emmanuel Léger. 2012. *Projet SCHEFF : Analyse Statistique de La Consommation D'eau Chaude Sanitaire*. Laboratoire Belenos.
- Thellier, Françoise, Mathieu Bonte, and Bérangère Lartigue. 2012. "Sans occupant, les bâtiments ne consomment pas d'énergie !" In *1ères journées internationales de la Sociologie de l'Energie*. Toulouse, France.
- Thellier, Françoise, Françoise Monchoux, Sandra Spagnol, and Michel Bonnis-Sassi. 2009. "Measurement of Ambient Air Temperature for Evaluation of Human Heat Convective Losses." *Measurement* 42 (1): 62–70.
- Thiers, Stéphane. 2008. "Bilans énergétiques et environnementaux de bâtiments à énergie positive." Thèse de doctorat, [S.l.]: École nationale supérieure des mines (Paris).
- Tian, Wei. 2013. "A Review of Sensitivity Analysis Methods in Building Energy Analysis." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 20 (April): 411–19.
- Train, Kenneth. 2009. *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge University Press.
- Traynor, Gregory W., Michael G. Apte, Andrew R. Carruthers, James F. Dillworth, Richard J. Prill, David T. Grimsrud, and Bradley H. Turk. 1988. "The Effects of Infiltration and Insulation on

Bibliographie

- the Source Strengths and Indoor Air Pollution from Combustion Space Heating Appliances.” *JAPCA* 38 (8): 1011–15. doi:10.1080/08940630.1988.10466441.
- Tremblin, Guillaume. 2009. *Elaboration d'un modèle de motorisation. Comparaison des différents modèles de motorisation et application dans le cadre du projet SIMBAD*. Rapport de stage ENTPE.
- Trocmé, Maxime. 2009. “Aide aux choix de conception de bâtiments économes en énergie.” Thèse de l'École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Van der Linden, A. C., A. C. Boerstra, A. K. Raue, S. R. Kurvers, and R. J. de Dear. 2006. “Adaptive Temperature Limits: A New Guideline in The Netherlands: A New Approach for the Assessment of Building Performance with Respect to Thermal Indoor Climate.” *Energy and Buildings* 38 (1): 8–17. doi:10.1016/j.enbuild.2005.02.008.
- Vorger, Eric. 2011. *Application de l'analyse de cycle de vie à la comparaison de morphologies urbaines*. Rapport de stage de Master II.
- Voss, M., S. Stark, L. Alfredsson, E. Vingård, and M. Josephson. 2008. “Comparisons of Self-Reported and Register Data on Sickness Absence among Public Employees in Sweden.” *Occupational and Environmental Medicine* 65 (1): 61–67. doi:10.1136/oem.2006.031427.
- Wallace, L. A., S. J. Emmerich, and C. Howard-Reed. 2002. “Continuous Measurements of Air Change Rates in an Occupied House for 1 Year: The Effect of Temperature, Wind, Fans, and Windows.” *Journal of Exposure Analysis and Environmental Epidemiology* 12 (4): 296–306. doi:10.1038/sj.jea.7500229.
- Wang, Danni, Clifford C. Federspiel, and Francis Rubinstein. 2005. “Modeling Occupancy in Single Person Offices.” *Energy and Buildings* 37 (2): 121–26.
- Warren, P.R., and L.M. Parkins. 1984. “Window-Opening Behaviour in Office Buildings.” *ASHRAE Transactions* 90: 1056–76.
- Wei, Shen, Rory Jones, and Pieter de Wilde. 2014. “Driving Factors for Occupant-Controlled Space Heating in Residential Buildings.” *Energy and Buildings* 70: 36–44. doi:10.1016/j.enbuild.2013.11.001.
- Widén, Joakim, Magdalena Lundh, Iana Vassileva, Erik Dahlquist, Kajsa Ellegard, and Ewa Wäckelgard. 2009. “Constructing Load Profiles for Household Electricity and Hot Water from Time-Use Data--Modelling Approach and Validation.” *Energy and Buildings* 41: 753–68.
- Widén, Joakim, Andréas Molin, and Kajsa Ellegard. 2012. “Models of Domestic Occupancy, Activities and Energy Use Based on Time-Use Data, Deterministic and Stochastic Approaches with Application to Various Building-Related Simulations.” *Journal of Building Performance Simulation* 5 (1): 27–44.
- Widén, Joakim, Annica M. Nilsson, and Ewa Wäckelgard. 2009. “A Combined Markov Chain and Bottom-up Approach to Modelling of Domestic Lighting Demand.” *Energy and Buildings* 41: 1001–12.
- Widén, Joakim, and Ewa Wäckelgard. 2009. “A High-Resolution Stochastic Model of Domestic Activity Patterns and Electricity Demand.” *Applied Energy* 87: 1880–92.
- Wilke, Urs. 2013. “Probabilistic Bottom-up Modelling of Occupancy and Activities to Predict Electricity Demand in Residential Buildings.” Lausanne, Suisse: Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- Wilke, Urs, Frederic Haldi, and Darren Robinson. 2011. “A Model for Occupants' Activities Based on the Time Use Survey Data.” In *12th Conference of International Building Performance Simulation Association*, 2125–32. Sydney, Australia.

Bibliographie

- Wilke, Urs, Frédéric Haldi, Jean-Louis Scartezzini, and Darren Robinson. 2013. "A Bottom-up Stochastic Model to Predict Building Occupants' Time-Dependent Activities." *Building and Environment* 60: 254–64. doi:10.1016/j.buildenv.2012.10.021.
- Wodli, Jordane. 2012. *Analyses d'incertitudes et de sensibilité du logiciel Pléiades+Comfie*. Rapport de stage de Master II.
- Yamaguchi, Yohei, Yoshiyuki Shimoda, and Minoru Mizuno. 2003. "Development of District Energy System Simulation Model Based on Detailed Energy Demand Model." In *Eighth International IBPSA Conference*. Eindhoven, Netherlands.
- Yun, Geun Young, and Koen Steemers. 2008. "Time-Dependent Occupant Behaviour Models of Window Control in Summer." *Building and Environment* 43 (9): 1471–82.
- Zegras, Christopher. 2010. "The Built Environment and Motor Vehicle Ownership and Use: Evidence from Santiago de Chile." *Urban Studies* 47 (8): 1793–1817. doi:10.1177/0042098009356125.
- Zhang, Junyi, Harry J.P. Timmermans, and Aloys Borgers. 2005. "A Model of Household Task Allocation and Time Use." *Transportation Research Part B: Methodological* 39 (1): 81–95. doi:10.1016/j.trb.2004.03.001.

Etude de l'influence du comportement des occupants sur la performance énergétique des bâtiments

RESUME : Le comportement humain est modélisé de manière sommaire dans les logiciels de simulation énergétique des bâtiments. Or son impact est considérable et il est à l'origine d'écart importants entre résultats de simulations et mesures *in situ*. Les occupants influencent les consommations d'énergie des bâtiments par leur présence et leurs activités, les ouvertures/fermetures de fenêtres, la gestion des dispositifs d'occultation, l'utilisation de l'éclairage artificiel et des appareils électriques, la gestion des consignes de chauffage et les puisages d'eau chaude sanitaire. La thèse propose une modélisation de l'occupation incluant l'ensemble de ces aspects suivant une approche stochastique statistique, pour les bâtiments résidentiels et de bureaux. La construction des modèles fait appel à un grand nombre de données issues de campagnes de mesures, d'enquêtes sociologiques et de la littérature scientifique. Le modèle d'occupation proposé est couplé à l'outil de simulation thermique dynamique *Pléiades+COMFIE*. En propageant les incertitudes des paramètres et entrées du modèle d'occupation et du modèle thermique (enveloppe, climat, systèmes), un intervalle d'incertitude des résultats de simulations peut être estimé, ouvrant ainsi la voie à un processus de garantie de performance énergétique.

Mots clés : comportement des occupants, simulation thermique dynamique, modèles stochastiques, bâtiments résidentiels et de bureaux, analyses de sensibilité globales, garantie de performance énergétique.

Study of the influence of the inhabitants behavior on the energy performance of buildings

ABSTRACT : Human behaviour is modelled in a simplistic manner in building energy simulation programs. However, it has a considerable impact and is identified as a major explanatory factor of the discrepancy between simulation results and *in situ* measurements. Occupants influence buildings energy consumption through their presence and activities, the opening/closing of windows, the actions on blinds, the use of artificial lighting and electrical appliances, the choices of temperature setpoints, and the water consumptions. The thesis proposes a model of occupants' behaviour including all these aspects, according to a stochastic approach, for residential and office buildings. Models' development is based on numerous data from measurements campaigns, sociological surveys and from the scientific literature. The proposed model for occupants' behaviour is coupled to the simulation tool *Pléiades+COMFIE*. By propagating the uncertainties of factors from the occupants' behaviour model and the thermal model (envelope, climate, systems), an uncertainty interval of the simulation results can be estimated, opening the way to an energy performance guarantee process.

Keywords : Occupants' behaviour, building energy simulation, stochastic models, residential and office buildings, global sensibility analysis, energy performance guarantee.