



HAL
open science

Évaluation de scénarios d'électrification des usages thermiques sur la courbe de charge électrique du secteur résidentiel

Valentin Moreau

► **To cite this version:**

Valentin Moreau. Évaluation de scénarios d'électrification des usages thermiques sur la courbe de charge électrique du secteur résidentiel. Energie électrique. Université Paris sciences et lettres, 2023. Français. NNT : 2023UPSLM052 . tel-04505556

HAL Id: tel-04505556

<https://pastel.hal.science/tel-04505556>

Submitted on 15 Mar 2024

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.



THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à Mines Paris - PSL

**Evaluation de scénarios d'électrification des usages thermiques sur
la courbe de charge électrique du secteur résidentiel**

Soutenue par

Valentin MOREAU

Le 24 novembre 2023

Ecole doctorale n° 621

**Ingénierie des Systèmes,
Matériaux, Mécanique,
Énergétique**

Spécialité

Énergétique et Procédés



Composition du jury :

Laure, ITARD Full Professor, TU Delft	<i>Rapporteuse</i>
Bruno, LACARRIERE Professeur, IMT Atlantique	<i>Rapporteur</i>
Louis-Gaëtan, GIRAUDET Directeur de recherche, Ecole des Ponts	<i>Examineur</i>
Mindjid, MAIZIA Professeur, Université de Tours	<i>Président</i>
Thomas, BERTHOU Ingénieur de recherche, CSTB	<i>Examineur</i>
Bruno, DUPLESSIS Maître-Assistant, Mines Paris	<i>Examineur</i>
Pascal, STABAT Professeur, Mines Paris	<i>Directeur de thèse</i>

Remerciement

Je tiens à remercier les membres du jury d'avoir accepté de lire et d'évaluer mon travail. Merci tout particulièrement aux deux rapporteur.es Laure Itard et Bruno Lacarrière, pour la pertinence de leurs retours et leur prise de recul sur le manuscrit.

Mes remerciements vont évidemment tout particulièrement vers l'équipe d'encadrement de la thèse. Merci de m'avoir donné l'opportunité de m'épanouir avec ce sujet de thèse pendant 3 années, pour l'environnement de travail bienveillant, pour votre rigueur scientifique et pour votre disponibilité tout au long du travail.

Merci à Pascal, mon directeur de thèse, de faire vivre et d'animer au quotidien notre équipe avec enthousiasme. C'est un plaisir de savoir que ta porte est toujours ouverte, tôt le matin ou tard le soir. Merci à Bruno pour ta bonne humeur communicative et ta rigueur méthodologique. Merci à Thomas, qui m'a suivi dès mon stage de fin d'étude et m'a donné envie de me lancer dans l'aventure. Merci de ta disponibilité et de tes solutions toujours pragmatiques face aux problèmes qui n'ont pas manqué.

Du côté d'EDF, je ne saurais exprimer assez ma gratitude à Marie-Hélène, qui a construit avec intelligence et a lancé le sujet de cette thèse. Cette thèse n'aurait pas été possible sans tout le travail mené en amont, ta compréhension fine du secteur résidentiel et ta hauteur de vue sur les avancées du travail. En plus de tout cela, je te remercie pour ta gentillesse au quotidien et ta joie communicative à chaque avancée.

Merci également à toutes les personnes qui ont participé à l'encadrement de la thèse à EDF. Camille, pour ton suivi attentif lors de la première année. Guillaume, pour ton aide précieuse sur la courbe de charge et l'électricité spécifique. Dominique, pour tes relectures pointilleuses et ton expertise sur le secteur résidentiel. Derek, pour tes retours toujours constructifs. Merci également aux chef.fes de projet Pierre et Durca ainsi qu'aux chefs de groupe Christophe et Thomas.

Merci à Sakthikala, Antony et Franklin pour vos travaux de stage en lien avec à la thèse, ainsi que pour le temps passé ensemble et nos échanges fructueux.

Merci à toute l'équipe de prospective et de politique énergétique, c'était un plaisir de vivre ces années de thèse avec vous, et je suis ravi de poursuivre ensemble l'an prochain. Avec une mention particulière aux cyclistes de la ligne R pour les trajets passés ensemble.

Merci aux doctorantes et doctorants d'EDF, des Mines et d'ailleurs. Aux ancien.nes, merci pour votre accueil et votre soutien : Lucie, Antoine, Thomas & Valentin, Victor, Derek, Rémi, Tam et Thomas. Pour celles et ceux qui ont commencé après, merci pour tous les bons moments passés ensemble et bon courage pour la suite à Brieg, Théodore, Marie, Nathan, Dian, Xunxiao, Nicolas, Maëlle et Mona.

Merci à tous mes amis d'avoir été là depuis longtemps, et en particulier au cours de cette thèse, je tiens à remercier Antoine, Marie et Pierre-François pour nos semaines de rédactions communes, Gaëlle, Benoît, Pierre et Pierre, pour les journées de télétravail et les croisières en voilier.

Enfin, merci à ma famille, mes parents et mes frères, pour leur soutien et leurs encouragements.

Merci à Charlotte, pour tout.

Et je termine par une pensée pour nos grands-parents qui nous ont quittés cette année.

Paris, le 24 novembre 2023

Sommaire

SOMMAIRE	3
GLOSSAIRE	5
INTRODUCTION.....	10
1.1. CONTEXTE.....	10
1.2. OBJECTIFS	10
1.3. METHODOLOGIE.....	11
1. ETAT DE L'ART DES MODELES ENERGETIQUES DE PARC DE BATIMENTS.....	14
1.1. CLASSIFICATION DES APPROCHES DE MODELISATION	14
1.2. APPROCHES DE MODELISATION ENERGETIQUE DE PARC ADAPTEES DE (LANGEVIN ET AL., 2020)	15
1.3. INFLUENCE DES DONNEES, DE LA RESOLUTION ET DE L'ECHELLE.....	18
1.4. DIVERSITE – NOTION DE FOISSONNEMENT	24
1.5. APPLICATIONS DES MODELES ENERGETIQUES	26
1.6. SYNTHESE	27
2. MODELE ENERGETIQUE DE PARC RETENU.....	30
2.1. PRISE EN COMPTE DES SCENARIOS DE PROSPECTIVE ENERGETIQUE	30
2.2. CONTRAINTES POUR LE CHOIX DU MODELE ENERGETIQUE.....	33
2.3. CHOIX D'UN MODELE DE BATI ADAPTE A L'ECHELLE NATIONALE	34
2.4. MODELISATION DES SYSTEMES ENERGETIQUES.....	45
2.5. PROJECTION FUTURE DU PARC DE LOGEMENTS ET DES DETERMINANTS DE SA CONSOMMATION D'ENERGIE.....	55
2.6. SYNTHESE DES CHOIX.....	57
3. DECRIRE LE PARC EXISTANT – ENRICHISSEMENT DE JEUX DE DONNEES HETEROGENES.....	62
3.1. BASES DE DONNEES DISPONIBLES POUR LE PARAMETRAGE DU PARC	62
3.2. METHODOLOGIES D'ENRICHISSEMENT DE JEUX DE DONNEES A L'ECHELLE DU PARC.....	69
3.3. ILLUSTRATIONS DE CARACTERISTIQUES IMPORTANTES DU PARC DE LOGEMENTS	85
3.4. CONCLUSION	110
4. CALAGE DU MODELE, ELEMENTS DE VALIDATION EN ENERGIE ET EN PUISSANCE.....	112
4.1. POSITIONNEMENT PAR RAPPORT A LA LITTERATURE	112
4.2. PERIMETRE CONSIDERE POUR LE CALAGE	114
4.3. CHOIX DES VARIABLES DE CALAGE ET DES METRIQUES.....	117
4.4. METHODE DE CALAGE RETENUE	139
4.5. RESULTATS ET COMPARAISON A DES ELEMENTS DE REFERENCE	148
4.6. LIMITES DU MODELE OBTENU	166
5. SCENARISER LES EVOLUTIONS DU PARC : CONSEQUENCES SUR LA COURBE DE CHARGE	169
5.1. ANALYSES DES TENDANCES PASSEES – EMERGENCES	169
5.2. MODELISATION DE LA PROJECTION DU PARC (DYNAMIQUE DES SYSTEMES)	189
5.3. ANALYSE DE SENSIBILITE DES PRINCIPALES COMPOSANTES DES SCENARIOS	195
5.4. CONCLUSION	208
6. EVALUATION DE SCENARIOS DE TRANSITION	211
6.1. CONSTRUCTION DE SCENARIOS PROSPECTIFS	211
6.2. HYPOTHESES DETAILLEES DES SCENARIOS RETENUS	213
6.3. ANALYSE DES COURBES DE CHARGES DE CHAUFFAGE POUR CHAQUE SCENARIO	219
6.4. CONCLUSION	228
7. CONCLUSION GENERALE	231
7.1. SYNTHESE DE LA DEMARCHE.....	231
7.2. MISE EN PERSPECTIVE DES TRAVAUX	231

7.3.	LIMITES	233
7.4.	PERSPECTIVES ET APPROFONDISSEMENT	234
	BIBLIOGRAPHIE	237
	ANNEXE : PUBLICATION À L'ECEEE 2022	252

Glossaire

Approche de modélisation : méthode utilisée pour modéliser un phénomène ou un objet (exemple : démographie, besoins thermiques d'un bâtiment, consommation d'un système, comportement des occupants...). Par exemple **Bottom-up**, **Top-down**, **boîte blanche**, **boîte noire**.

BBC

Label « Bâtiment Basse Consommation ». Correspond à une consommation maximale d'énergie primaire de 50 kWhEP/m².an (au sens de la **RT2012** pour un bâtiment à usage d'habitation).

Black-box

Voir **Boîte noire**.

Boîte blanche

Relatif à la transparence d'un modèle. Les **approches de type boîte blanche (*white-box*)** s'appuient sur une modélisation explicite d'un système (par exemple : modèle issu de lois physiques, modèle explicite d'agents ou de dynamique d'un système...). Dans ce cas, les données sont le plus souvent utilisées pour paramétrer le système de façon explicite.

Boîte noire

Relatif à la transparence d'un modèle. Les **approches de type boîte noire (*black-box*)** où le système est connu sans description de son fonctionnement interne mais uniquement en fonction de ses entrées et sorties (par exemple : un modèle statistique ou de *machine-learning* de prédiction à partir de variables explicatives). Dans ce cas, les données sont généralement utilisées pour élaborer le modèle à partir de l'observation de son fonctionnement.

Bottom-up

Relatif au niveau d'agrégation des données d'entrée d'un modèle. (Swan and Ugursal, 2009)
Les **approches ascendantes (*bottom-up*)** qui partent de données d'entrée désagrégées à une échelle plus fine (exemple : les consommations par usage d'un bâtiment) que l'échelle d'intérêt du modèle (exemple : les consommations à l'échelle d'un quartier).

Calage sur marge

Redressement des poids de sondage d'une enquête pour assurer le calage sur des effectifs connus par une autre source que l'enquête. (Sautory, 2018)

Composante

Ensemble de **variables** ou sous-système constituant un scénario (exemple : rénovation thermique des bâtis, électrification des usages thermiques...).

Courbe de charge

Une courbe de charge est le graphe de la puissance en fonction du temps. Nous étendons cette définition à tout ensemble de valeur de consommation relevée sur des périodes de durée inférieure ou égale à l'heure.

Degrés-jours

Valeur donnant l'écart entre une valeur moyenne de la température d'air extérieur (généralement la moyenne des températures minimale et maximale) et une valeur seuil (prise à 17°C par le SDES par exemple). Lorsqu'ils sont pris sur une période (par exemple la « saison de chauffe ») ils peuvent être

utilisés pour calculer des consommations de chauffage. Les degrés-jours de la saison de chauffe sont appelés « degrés-jours unifiés » (DJU).

DJU

Voir « degrés-jours »

DPE

Diagnostic de Performance Energétique « renseigne sur la performance énergétique d'un logement ou d'un bâtiment, en évaluant sa consommation d'énergie et son impact en terme d'émissions de gaz à effet de serre. Le contenu et les modalités d'établissement du DPE sont réglementés. » (MTE, 2021)

ECS

Eau Chaude Sanitaire.

Foisonnement

« Phénomène naturel se produisant au sein d'un réseau électrique et qui traduit le degré de concomitance (et de non-concomitance) de la consommation d'électricité entre différents usagers. » (Grandjean, 2013)

GES

Gaz à Effet de Serre.

Heures Pleines (HP) / Heures Creuses (HC)

Tarifs différenciés de l'électricité entre une plage de 8 heures creuses (non nécessairement consécutives) où le prix de l'électricité est plus faible, et une plage de 16 heures pleines.

Logement collectif

D'après l'Insee « un logement collectif (appartement) fait partie d'un bâtiment dans lequel sont superposés plus de deux logements distincts et dont certains ne disposent pas d'un accès privatif. » Nous l'utilisons comme synonyme du mot « appartement ».

Maîtrise de la Demande en Energie (MDE)

« La Maîtrise de la Demande en Énergie (MDE) désigne les actions conduites par les pouvoirs publics et par les producteurs et/ou distributeurs d'énergie, destinées à inciter et parfois à encadrer la manière avec laquelle les usagers d'un secteur d'activités utilisent et/ou consomment l'énergie. Dans ce cas on va notamment chercher à modifier les appels de puissance des énergies non stockables et qui doivent être distribuées par réseau directement aux points de consommation » (Broc, 2006)

PAC

Pompe A Chaleur.

Paramètres

Éléments d'information entrant dans la description d'un modèle (exemple : taille des ménages, U des murs, température de consigne).

Puissance installée, activée, appelée

La **puissance installée** (d'une installation électrique) est la somme des puissances électriques nominales des équipements qui constituent l'installation. Par exemple, deux radiateurs électriques Joule de 2 kW chacun constituent une puissance installée de 4 kW. La **puissance activée** est la fraction qui peut effectivement être appelée du fait des réglages des occupants. Dans l'exemple précédent, si un des radiateurs est éteint, la puissance activée est de 2 kW. La **puissance appelée** est la puissance effectivement appelée sur le réseau à un instant donné (ou en moyenne sur une période). Toujours

dans le même exemple, entre 7h et 7h10, l'unique radiateur allumé a appelé une puissance moyenne de 1,2 kW pour couvrir les besoins thermiques.

Projection du parc

Méthode utilisée pour modéliser l'évolution du parc d'une année N à N+1.

Prospective

Le terme de « **prospective** » (*foresight* ou *future studies*) a été introduit par Gaston Berger dans les années 1950 en France (Durance et al., 2008). La prospective se distingue des prévisions. Elle vise à élaborer des **scénarios** à même d'éclairer les décisions stratégiques mais pas à prédire le futur (Jouvenel and Fish, 2004).

Résolution (d'un modèle)

Niveau de détail (spatial ou temporel) à laquelle les informations et les résultats sont représentés au sein d'un modèle.

Réglementation Environnementale (RE, RE2020)

La réglementation environnementale succède à la réglementation thermique en introduisant le bilan carbone et l'analyse de cycle de vie des bâtiments neufs et de leurs équipements.

Réglementation Thermique (RT)

Réglementation thermique française encadrant la construction neuve de sorte que « la consommation conventionnelle d'énergie d'un bâtiment pour le chauffage, la ventilation, la climatisation, la production d'eau chaude sanitaire et, pour certains types de bâtiments, l'éclairage des locaux, [soit] inférieure ou égale à la consommation conventionnelle d'énergie de référence de ce bâtiment ».

Scénario

Un scénario, au sens de la prospective, est une combinaison d'hypothèses d'évolution des **variables** d'un système. (Jouvenel and Fish, 2004)

Top-down

Relatif au niveau d'agrégation des données d'entrée d'un modèle. (Swan and Ugursal, 2009) Les **approches descendantes (top-down)** qui partent de données d'entrée agrégées à une échelle plus grossière (exemple : la courbe de charge électrique d'un pays) que l'échelle d'intérêt (exemple : une décomposition par secteur d'activité de cette courbe de charge).

Variable

(*au sens de la prospective*) Association facteur / acteur affectant le futur (exemple : population, isolation des bâtiments, sobriété...). (Jouvenel and Fish, 2004)

White-box

Voir **Boîte blanche**.

Zone thermique

Partie d'un bâtiment ou d'un logement dont la température d'air intérieure est supposée homogène. Pour la définition de ces zones, voir la section 2.3.4.

Introduction

Introduction

1.1. Contexte

En France, avec plus de 40 % des consommations d'énergie finale et 23 % des émissions de gaz à effet de serre, le bâtiment est un secteur au cœur des scénarios de neutralité carbone à l'horizon 2050 (SDES, 2023). La stratégie nationale bas-carbone (SNBC) détaille notamment les leviers de la transition énergétique de ce secteur :

- **L'efficacité énergétique** qui inclut :
 - L'amélioration des bâtis via la rénovation du parc existant et une réglementation plus exigeante dans la construction neuve. L'objectif de la SNBC est d'atteindre un parc de bâtiments au niveau bâtiment basse consommation (BBC) énergétique en moyenne d'ici 2050.
 - L'amélioration de la performance des systèmes de chauffage, de climatisation et d'eau chaude sanitaire (ECS) utilisant déjà une énergie bas-carbone. Actuellement, plus d'un tiers du parc français est chauffé à l'électricité, majoritairement par effet Joule. De même, près de la moitié de la préparation d'ECS repose sur l'effet Joule. Le passage à des systèmes thermodynamiques (pompe à chaleur, chauffe-eau thermodynamique) permettrait d'exploiter la chaleur renouvelable de l'environnement.
- La **décarbonation** via le passage à des énergies bas-carbone (biomasse, réseaux de chaleur renouvelable, électricité décarbonée...) pour les usages thermiques des bâtiments (chauffage, ECS et climatisation).
- La **sobriété** qui repose sur l'évolution du comportement des ménages, comme la réduction des températures de consigne de chauffage ou la gestion spatio-temporelle.

1.2. Objectifs

La thèse se place dans une double démarche de prospective et de modélisation. La prospective de la demande énergétique des usages thermiques de l'électricité (chauffage, eau chaude sanitaire et climatisation) du parc de logements¹ français métropolitains s'appuie sur la scénarisation des futurs possibles (RTE and ADEME, 2020). Cette scénarisation s'appuie sur les déterminants environnementaux, techniques et comportementaux de la demande d'énergie :

- Variables d'environnement majeures (démographie, changement climatique, réglementation énergétique...)
- Diffusion de technologies, de nouveaux usages ou de ruptures (rénovation thermique des bâtis, nature et performance des systèmes de chauffage, de climatisation et de production d'eau chaude sanitaire...)
- Modifications des comportements (usages et intensité d'usage, effet rebond à la suite des rénovations...)
- Nouvelles stratégies de gestion énergétique mises en œuvre à l'échelle des logements (stockage d'énergie, effacement...)

L'objectif de la thèse est de proposer un modèle énergétique du parc de logements pour l'évaluation de scénarios. Ce modèle doit répondre aux objectifs suivants :

¹ Nous nous restreignons aux résidences principales en France métropolitaine.

Objectif A.

Simuler la consommation annuelle et la courbe de charge électriques des usages thermiques du parc résidentiel français de façon explicite à partir de leurs déterminants environnementaux, techniques et comportementaux

Objectif B.

S'assurer de la représentativité et des interdépendances à l'échelle nationale de ces déterminants à l'aide des bases de données actuellement disponibles

Objectif C.

Disposer d'un modèle fiable à l'échelle nationale, faisant l'objet d'un calage et d'une validation en énergie et en puissance sur une période de référence (énergie électrique uniquement)

Objectif D.

Reconstituer les consommations et courbes de charges électriques résultant de projections réalistes de l'ensemble des déterminants (environnementaux, techniques et comportementaux) à l'horizon 2050 selon différents scénarios

1.3. Méthodologie

Afin de simuler des scénarios futurs représentant des situations inédites, nous excluons des modèles statistiques basés sur la seule observation du passé. La nécessité de représenter l'ensemble des déterminants du parc de bâtiments impose une approche ascendante (*bottom-up*). Notre approche est donc fondée sur des simulations physiques des bâtiments et de leurs systèmes (*physics-simulation bottom-up*) (**Chapitre 1**).

La résolution à laquelle sont décrits les bâtis au sein de ces simulations a une incidence sur la justesse des besoins thermiques calculés aux pas de temps fins (10 minutes), le temps de calcul et les efforts de paramétrage à partir des données disponibles (**Chapitre 2**).

La nécessité de capter la diversité des logements et de représentativité à l'échelle nationale impose la simulation d'un grand nombre de logements (de l'ordre du millier à la dizaine de milliers) : des modèles thermiques adaptés (résistance capacité (RC) d'ordre supérieur ou égal à 2) permettent de les simuler en un temps acceptable avec un pas de temps infra horaire. La distinction de plusieurs zones (jour/nuit/non chauffée) au sein des logements permet en particulier d'intégrer la diversité des occupations et des modes de gestion des systèmes dans les logements : proportion de la surface habitable chauffée, diversité des consignes de température et variabilité dans le temps, répartition des apports internes.... Le paramétrage proposé est adaptable à la fois pour le calcul des consommations de chauffage et de climatisation (**Chapitre 2**).

L'analyse des jeux de données disponibles a mis en évidence la nécessité d'une méthodologie d'enrichissement qui permet le paramétrage automatique du parc en assurant la diversité nécessaire à la prise en compte du foisonnement (**Chapitre 3**).

Les données de validation disponibles dans le cadre de la thèse ont permis le calage par usage thermique de la courbe de charge électrique à l'échelle du parc. Ces données sont des courbes de charges agrégées issues d'un panel représentatif des ménages métropolitains et disponibles sur plusieurs années (2012-2018). Des données supplémentaires pour les usages spécifiques de l'électricité et l'ECS ont également été exploitées. Pour obtenir un foisonnement suffisant et une estimation robuste de la courbe moyenne journalière, les courbes de charges sont analysées à l'échelle de segments (par typologie d'habitat, d'énergie de chauffage, de mode de production d'ECS, de tarif). Les paramètres les plus incertains du modèle sont identifiés et le calage est effectué par usage thermique en prenant en compte le couplage entre consommation d'électricité spécifique et cuisson,

ECS, et consommations de chauffage. Pour chaque usage, la consommation quotidienne et les points types de la forme du profil de la courbe de charge sont vérifiés (**Chapitre 4**).

L'approche descendante (*top-down*) issue de la dynamique des systèmes est utilisée pour représenter les choix de projection du parc à long terme. Ces choix permettent une comparaison explicite des effets de scénarios contrastés. Nous commencerons par remettre en perspective les évolutions passées du parc de logements, d'équipements ainsi que les comportements de gestion des ménages. Puis, nous analyserons les contributions individuelles sur la courbe de charge des principaux leviers appelés à être mobilisés dans les scénarios de décarbonation du parc de logements (**Chapitre 5**).

Enfin, afin d'illustrer les fonctionnalités du modèle développé, nous proposerons de simuler et d'analyser les courbes de charges de chauffage électrique associées à 4 scénarios publics issus de l'exercice de prospective global « Transition(s) 2050 » de l'agence de la transition écologique française (ADEME, 2022) (**Chapitre 6**).

Chapitre 1

Etat de l'art des modèles énergétiques de parc de bâtiments

1. Etat de l'art des modèles énergétiques de parc de bâtiments

L'objet de ce chapitre est de présenter l'état de l'art des modèles énergétiques de parcs de bâtiments (*building stock energy model*). Nous verrons d'abord quelles ont été les évolutions des classifications des approches de modélisation proposées dans les revues de littérature (1.1). Puis nous entrerons dans le détail des principales approches de modélisation (1.2).

Nous nous concentrerons ensuite sur les approches de modélisation ascendante (*bottom-up*) de parc de bâtiments fondées sur une simulation physique explicite des consommations d'énergie (*white-box physics-simulation*).

Nous soulignerons la variété de résolution, d'échelle d'étude, et de manière dont les données sont exploitées pour paramétrer ces modèles (1.3).

Nous examinerons également les implications de la prise en compte de la diversité technique des bâtiments et de leurs équipements thermiques, de leur environnement et des comportements des ménages (1.4).

Enfin, nous passerons en revue les principales applications des modèles énergétiques de parcs de bâtiments (1.5) et proposerons une synthèse de l'état de l'art (1.6).

1.1. Classification des approches de modélisation

Les modèles énergétiques de parcs de bâtiments (*building stock energy model*) ont été abordés de façons très diverses dans la littérature depuis leur émergence au milieu des années 1970 (Bloomfield and Fisk, 1975).

En 2009 (Swan and Ugursal, 2009) proposent une distinction des approches de modélisation fondée sur le niveau d'agrégation des données d'entrée. Ils distinguent :

- Les **approches ascendantes (*bottom-up*)** qui partent de données d'entrée désagrégées à une échelle plus fine que l'échelle d'intérêt du modèle. Par exemple, en partant de données de consommation à l'échelle de bâtiments (échelle d'entrée) pour calculer les consommations à l'échelle d'un quartier (échelle d'intérêt).
- Les **approches descendantes (*top-down*)** qui partent de données d'entrée agrégées à une échelle plus grossière que l'échelle d'intérêt. Par exemple, en partant de la courbe de charge électrique d'un pays (échelle d'entrée) pour calculer une décomposition par secteur d'activité de cette courbe de charge (échelle d'intérêt).

D'autres études se sont centrées sur la transparence des modèles utilisés, par exemple (Foucquier et al., 2013) en opposant :

- Les **approches de type boîte blanche (*white-box*)** qui s'appuient sur une modélisation explicite d'un système (par exemple : modèle issu de lois physiques, modèle explicite d'agents ou de dynamique d'un système...). Dans ce cas, les données sont le plus souvent utilisées pour paramétrer le système de façon explicite.
- Les **approches de type boîte noire (*black-box*)** ne fondent pas la modélisation d'un système sur sa description mais sur l'observation de son comportement. Dans ce cas, les données sont généralement utilisées pour élaborer le modèle à partir de l'observation du fonctionnement du système modélisé (par exemple : un modèle statistique ou de *machine-learning* de prédiction d'une consommation à partir de variables explicatives).

Des approches hybrides de type **boîte grise (*grey-box*)** ont également été introduites mais peuvent correspondre à des acceptions multiples comme le relève la revue de (Li et al., 2021). Dans la suite, nous conservons la définition de (Harb et al., 2016) : une approche est du type boîte grise si les paramètres d'un modèle explicite sont estimés à partir de données de mesure du système à modéliser.

Plus récemment, dans le cadre de la collaboration internationale *IEA Annex 70* de l'Agence Internationale de l'Énergie, (Langevin et al., 2020) proposent une grille de lecture qui classe les approches les plus courantes selon 4 quadrants (Q1 à Q4) à la fois en fonction de leur transparence (*Black-box vs. White-box*)² et de leur conception (*Top-down vs. Bottom-Up*) (cf. Figure 1).

Dans la section suivante, nous retenons cette grille de lecture pour analyser les principales approches possibles.

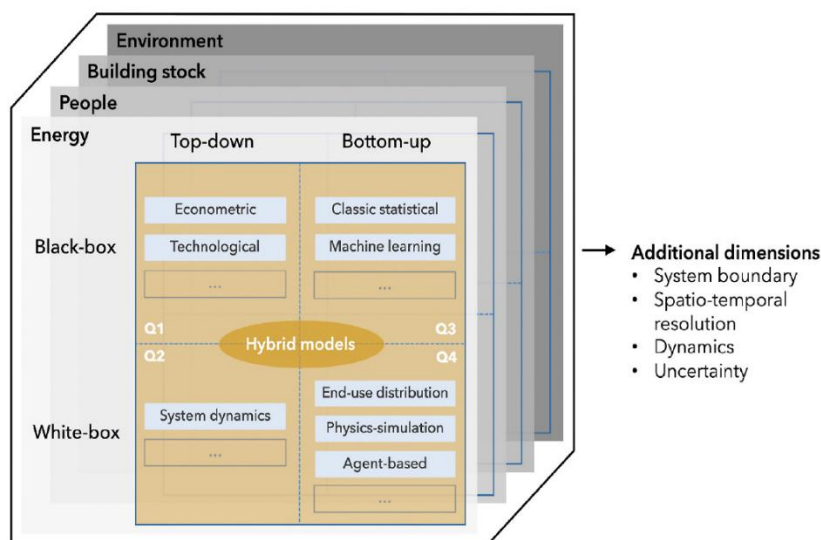


Figure 1 : Schéma de classification des modèles énergétiques de parcs de bâtiments proposé par (Langevin et al., 2020)

1.2. Approches de modélisation énergétique de parc adaptées de (Langevin et al., 2020)

1.2.1. Approches top-down et black-box (Q1)

Appliquées à un modèle énergétique de parc de bâtiments, les méthodes de type *Top-down/black-box* (Q1) permettent de prendre en compte les déterminants socio-économiques de la consommation mais plus difficilement l'émergence de nouvelles technologies ou le changement climatique. Ces modèles font également l'hypothèse que les déterminants socio-économiques auront les mêmes effets sur la consommation d'énergie demain que ceux que nous observons aujourd'hui, ce qui est peu probable en période de transition énergétique.

La classification de (Langevin et al., 2020) reprend à (Swan and Ugursal, 2009) la distinction entre deux sous-approches :

- L'approche **économétrique** repose sur des jeux de données économiques et démographiques généralement répandus et accessibles en série longue à l'échelle de régions ou de pays (PIB, revenus des ménages, prix des énergies, démographie...). (Fazeli et al., 2016a) comparent par exemple plusieurs modèles économétriques afin d'évaluer leur capacité à intégrer les substitutions entre combustibles au sein des pays nordiques.

² Dans le cas de modèle mixte on parle de boîte grise (*grey-box*).

- Sur le même principe que les modèles économétriques, les approches **technologiques** intègrent en outre des caractéristiques techniques de façon explicite et sont de plus en plus répandues. (Fazeli et al., 2016b) en proposent une revue exhaustive sous l'angle des fonctions de réponses en température³ et de leurs limites dans un contexte de changement climatique.

1.2.2. Approches top-down et white-box (Q2)

En décrivant de façon explicite les systèmes - agents ou phénomènes physiques - à l'échelle du parc, une approche *Top-down/white-box (Q2)* permet de représenter des dynamiques globales complexes comme la durée de vie ou les taux de remplacement des systèmes (Zhou et al., 2019). Cela se fait au dépend des phénomènes se passant à une résolution fine (climat régional, actions sur certains bâtiments).

(Onat et al., 2014) ont développé une telle approche pour modéliser les émissions de GES (Gaz à Effet de Serre) du parc résidentiel états-uniens afin de comparer à l'horizon 2050 des scénarios de construction de bâtiments neufs ou de rénovation de bâtiments existants.

1.2.3. Approches bottom-up et black-box (Q3)

Les approches *Bottom-up/Black-box (Q3)* permettent de simuler des courbes de charge à court ou moyen terme et sont ainsi très utilisées par les fournisseurs d'énergie. Mais ces approches ne sont pas adaptées à l'évaluation de scénarios de rupture ou/et à long terme puisqu'elles dépendent des données historiques utilisées (Goude et al., 2014). De surcroît, le niveau de décomposition des usages dépend directement des données utilisées pour l'apprentissage et les données désagrégées à des hautes résolutions spatio-temporelles sont rares (Ward et al., 2019).

1.2.4. Approches bottom-up et white-box (Q4)

Une conception ascendante et explicite (*Bottom-up/white-box - Q4*) permet d'intégrer la diversité des usages, des équipements et des comportements et leur foisonnement au sein de la population. Les usages sont désagrégés, ce qui permet d'analyser un usage spécifique (McNeil and Letschert, 2010) ou l'impact d'un paramètre exogène comme le climat (Figueiredo et al., 2020). Ce niveau de désagrégation est possible au détriment des interactions complexes et de la cohérence économique d'ensemble qui ne sont pas explicitement modélisées (les facteurs socio-économiques sont généralement laissés de côté par exemple).

Au sein de cette approche, (Langevin et al., 2020) distinguent la distribution des usages, les modèles d'agents et les simulations physiques.

Distribution des usages

La **distribution des usages** (*end-use distribution* ou *accounting model*) repose sur une décomposition des consommations d'énergie par usage ou par équipement à l'échelle individuelle. Cette distribution est ensuite agrégée à une plus large échelle. Cette agrégation omet le plus souvent les interactions entre usages ou équipements (Langevin et al., 2020).

Le Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL) a ainsi développé un *bottom-up stock accounting model* appliqué à la diffusion des équipements. Ce modèle permet d'étudier l'impact de facteurs macroéconomiques et de l'efficacité énergétique des nouveaux équipements pour le secteur

³ Des signatures énergétiques sur la base de degrés-jours unifiés.

résidentiel (McNeil and Letschert, 2010). Il a été généralisé aux autres secteurs et appliqué à une trentaine de pays à l'horizon 2030 (McNeil et al., 2013) (McNeil et al., 2019). Plus récemment, il a été appliqué au secteur résidentiel chinois urbain à l'horizon 2030 en mesurant l'impact de la rénovation, de l'amélioration des réseaux de chaleur et des réglementations thermiques (McNeil et al., 2016).

(Ó Broin et al., 2013) ont appliqué une méthode similaire aux 27 pays européens à l'horizon 2050, selon plusieurs scénarios normatifs, afin d'évaluer les besoins d'efficacité énergétique des bâtiments et des équipements.

Modèles d'agents

Les **modèles d'agents** (ou systèmes multi-agents) peuvent être vus comme l'analogie *bottom-up* de la dynamique des systèmes (Langevin et al., 2020). Des règles explicitent le comportement des agents interagissant entre eux et avec leur environnement. La complexité émerge de la multitude des agents lorsque l'on se place à grande échelle, comme par exemple le cas du trafic routier (Paruchuri et al., 2002).

Dans le cadre de modèles de parcs, ces agents peuvent être utilisés pour faire émerger deux types de dynamiques :

- **La dynamique de long terme (projection du parc)** qui résulte des actions des agents sur le parc. Ainsi (Nägeli et al., 2020) étudient l'impact des décisions à l'échelle du bâtiment sur l'évolution du parc (constructions neuves, rénovations, destructions...). Le modèle est appliqué à la Suisse sur près de 20 ans de données historiques. (Moglia et al., 2018) ont implémenté des modèles d'agents pour mesurer l'influence comparée des politiques incitatives ou des réseaux sociaux sur la diffusion des chauffe-eaux solaires.
- **La dynamique de comportement des occupants.** Par exemple, le modèle SMACH (Simulation Multi Agent des Comportements Humain) permet de simuler la courbe de charge électrique à l'échelle d'un logement en fonction des équipements, des activités et des contraintes au sein du foyer (Amouroux et al., 2014).

Simulation physique

Des simulations fondées sur les lois de la physique (ou **simulation physique**) permettent d'explicitier les consommations d'énergie au sein des bâtiments. La complexité de leur paramétrage, à partir de données qui doivent être disponibles, et le temps de calcul nécessaire pour ces simulations impliquent des compromis entre la résolution et l'échelle du modèle énergétique de parc.

Ces considérations donnent lieu à de nombreuses approches possibles que nous analysons en détail dans la section (1.3)

1.2.5. Approches hybrides

Lorsqu'ils ne peuvent s'accommoder des contraintes d'une des approches (données nécessaires, limitation sur l'échelle, la résolution ou la dynamique d'évolution), les modèles de parc empruntent souvent à plusieurs cadrans (Langevin et al., 2020). Par exemple en couplant les approches top-down (Q1 ou Q2) qui permettent d'embarquer les effets macroscopiques (socioéconomique, influence du système énergétique...) avec des approches bottom-up (Q3 ou Q4) qui apportent une meilleure description des phénomènes intrinsèquement locaux (comportement, changement de technologie...).

Les modèles s'appuyant sur TIMES (*The Integrated MARKAL-EFOM System*) fondé sur MARKAL (*Market Allocation*) parviennent à intégrer les effets *top-down* du système énergétique et des marchés associés avec une description *bottom-up* des technologies. Ils permettent de modéliser l'évolution à long terme des optimums technologiques sous contraintes de scénarios normatifs. (Cayla and Maïzi, 2015) ont par

exemple travaillé à l'intégration de la diversité des ménages et de leur comportement au sein de TIMES.

Afin de quantifier les besoins de maîtrise de la demande de chauffage inscrits dans les scénarios britanniques, (Quiggin and Buswell, 2016) ont couplé le modèle *top-down* FESA (*Feasibility of Energy Scenario Assessment model* dérivé de MARKAL) avec un modèle *bottom-up* à l'échelle des ménages (SHED *Smart Household Energy Demand*).

Pour représenter la dynamique d'évolution du parc norvégien à l'horizon 2050 et les consommations associées à différents scénarios, (Sandberg et al., 2017) hybrident une représentation du parc issue de la dynamique des systèmes (Q2) avec des simulations physiques (Q4).

Aux Etats-Unis, le *National Energy Modelling System* (Wilkerson et al., 2013) combine une description macroéconomique *top-down* (Q1) avec un module de distribution des usages (Q4). Il a par exemple été utilisé pour quantifier l'impact du *Climate Protection Act* de 2013 dans (Cullenward et al., 2016). Le modèle Scout est un hybride analogue qui a permis d'évaluer la *U.S. Mid-Century Strategy* qui vise 80 % de réduction des émissions de CO₂ du secteur du bâtiment (Langevin et al., 2019).

1.3. Influence des données, de la résolution et de l'échelle

Dans toute la section 1.3, nous nous concentrons sur les modèles de parc qui reposent sur des approches ascendantes et explicites (*Q4, bottom-up et white-box*) fondées sur des simulations **physiques** de la thermique des bâtiments (*physics-simulation*). Les approches hybrides sont également prises en compte.

Nous commençons par définir les concepts d'échelle et de résolution (1.3.1) et leur lien avec les données de paramétrage (1.3.2). Nous verrons ensuite l'ambiguïté qui peut exister entre la résolution spatiale de la modélisation et l'unité statistique des données d'entrée (1.3.3). Ces concepts font émerger plusieurs catégories d'approches fondées sur des simulations physiques que nous passerons en revue (1.3.4).

La section suivante mettra l'accent sur les applications de ces approches selon leurs caractéristiques.

1.3.1. Définitions : échelle, résolution

Nous prenons le terme de **résolution**, tel qu'employé par exemple dans (Mata et al., 2013), pour désigner les caractéristiques de la simulation physique utilisée au sein d'un modèle énergétique de parc :

- La **résolution spatiale** est le niveau de détail de la simulation physique explicite : bâtiment, logement, zone, composant de l'enveloppe...
- La **résolution temporelle** correspond au **pas de temps** de cette simulation : annuelle, mensuelle, horaire, infra horaire...

Ces deux résolutions sont généralement couplées, nous parlerons abusivement de résolution grossière (résolution spatiale à l'échelle du bâtiment ou du logement avec une résolution temporelle annuelle ou mensuelle) ou de résolution fine⁴ (résolution spatiale à l'échelle du composant avec une résolution temporelle infra horaire).

Nous parlerons également abusivement de la « résolution du modèle » pour désigner « la résolution de la simulation physique intégrée au modèle ».

⁴ Le terme de « haute résolution » (*high-resolution*) a été également rencontré (Eggimann et al., 2019).

La notion **d'échelle** caractérise le modèle de parc dans son ensemble :

- **L'échelle géographique**⁵ correspond au nombre de bâtiments considérés (bâtiment seul, groupe de bâtiments, quartier, région, pays).
- **L'échelle temporelle** ou **période** est ambiguë et peut être :
 - **L'échelle temporelle de la simulation** ou la **période simulée** qui désigne la durée des phénomènes physiques simulés (par exemple : simulation des consommations de la période de chauffe de septembre à mai),
 - **L'échelle temporelle de la modélisation** ou la **période modélisée** qui désigne la période sur laquelle l'évolution du parc est considérée (par exemple de 2020 à 2050).

La période simulée peut être identique à la période modélisée (exemple : simulation des consommations de chauffage sur toute la période 2016-2019) ou différente (exemple : modélisation des évolutions de la période 2020-2050 mais simulation des années 2020, 2030, 2040 et 2050 uniquement).

1.3.2. Lien entre échelles, résolutions et données

Comme l'illustre la Figure 2 ci-dessous, l'échelle et la résolution des simulations sont généralement liées. La Figure 2 (haut) schématise la résolution spatiale et son lien avec l'échelle géographique de l'étude. La Figure 2 (bas) représente la résolution temporelle en fonction à l'échelle du modèle (Frayssinet et al., 2018). Comme illustré par la zone en pointillés, en bas à droite du schéma, de nombreuses applications nécessitent désormais des résolutions élevées (cf. section 1.5) à de grandes échelles. Ces développements concentrent donc de plus en plus d'efforts.

Toutefois, plus la résolution de la simulation est élevée plus le nombre de paramètres nécessaires pour décrire un bâtiment augmente. Le paramétrage⁶ nécessitera donc un niveau de détail des données d'entrée d'autant plus élevé.

En pratique, à grande échelle géographique (quartier, ville...), les données nécessaires pour une résolution élevée de l'ensemble du parc sont rarement disponibles. (Goy et al., 2020) classent et évaluent l'impact de ces limitations liées aux données pour les simulations physiques de bâtiments à l'échelle du quartier.

De manière analogue, les modélisations qui s'intéressent aux évolutions au long terme sont généralement associées à des paramétrages plus simples et à des résolutions plus faibles, avec des pas de temps mensuels ou annuels (Kavgic et al., 2010).

Afin de conserver une résolution élevée, même lorsqu'une partie des données est manquante pour paramétrer une simulation, il est possible de construire des enrichisseurs assurant leur imputation (Schetelat et al., 2020), mais qui sont sources d'incertitudes et de difficultés de validation (Lefort et al., 2020) (Berthou et al., 2019).

Ces notions feront l'objet du chapitre 3, pour les données disponibles dans le cadre de la présente thèse à l'échelle du parc résidentiel français.

⁵ Par commodité nous conservons l'acception courante et non géométrique de « grande échelle » (pays, territoire...) et de « petite échelle » (bâtiment, quartier...).

⁶ L'évaluation des paramètres d'une simulation à partir des données d'entrée.

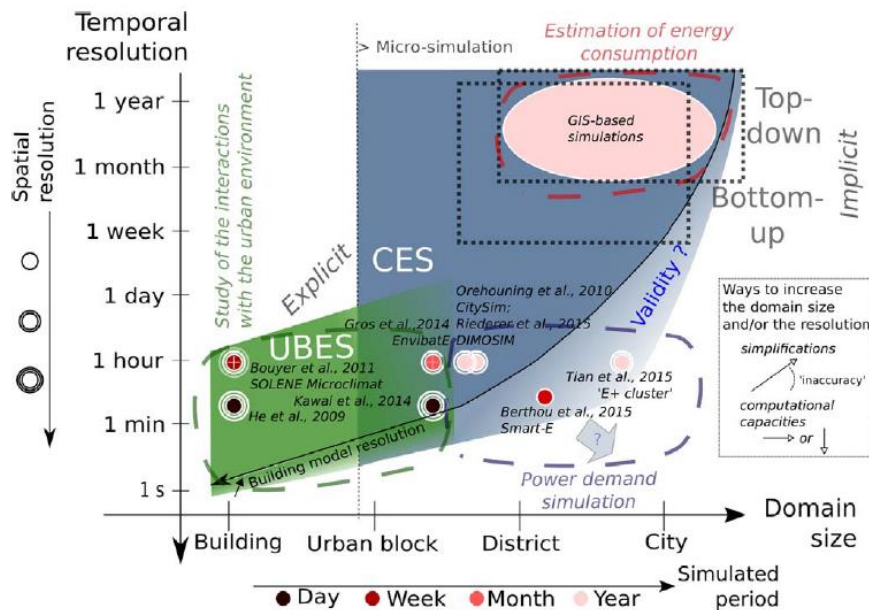
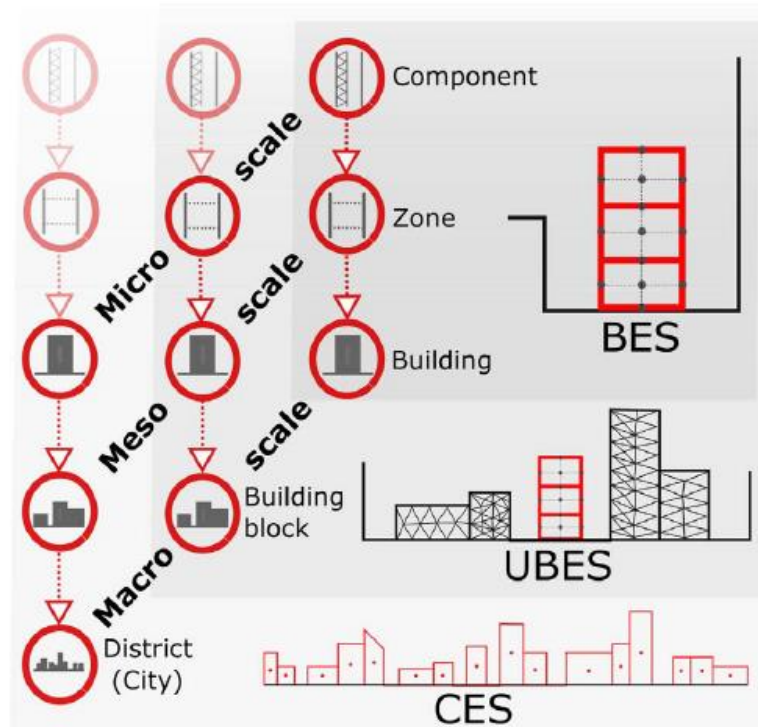


Figure 2 (haut) Résolution temporelle spatiale couramment utilisée en fonction de l'échelle (bas) Résolution temporelle observée dans la littérature selon l'échelle et la période simulée. Issues de (Frayssinet et al., 2018).

1.3.3. Choix de l'unité statistique : parc de logements ou parc de bâtiments ?

Une unité statistique est « une unité d'observation ou de mesure pour laquelle des données sont recueillies ou dérivées » (Insee, 2023). A l'échelle du parc, les deux unités possibles (**bâtiment** ou **logement**) peuvent être ambiguës pour plusieurs raisons :

- Le type de logement : dans le cas des maisons individuelles (*single-family house* ou *single family housing*) le logement est confondu avec le bâtiment alors qu'un immeuble collectif (*multifamily residential* ou *multidwelling unit* ou *multi-family housing*) comporte plusieurs logements.
- Les sources de données ont des unités statistiques différentes (cf. chapitre 3) :
 - En France, la majorité des enquêtes statistiques ont pour unité statistique l'association d'un logement et d'un ménage. En effet, un ménage « désigne l'ensemble des occupants d'un même logement sans que ces personnes soient nécessairement unies par des liens de parenté (en cas de colocation, par exemple). Un ménage peut être composé d'une seule personne. Il y a donc égalité entre le nombre de ménages et le nombre de résidences principales⁷ » (Insee, 2023). En ne prenant que les résidences principales comme objet d'étude, nous conservons dans la suite l'égalité entre ménages et logements.
 - Les données de systèmes d'information géographique ont pour unité les bâtiments et traitent de leurs empreintes au sol, hauteurs, etc.
 - Les diagnostics de performance énergétique existent à la fois pour les logements et les bâtiments.
- Selon la résolution : lorsque la résolution est très fine (au niveau des composants ou d'un nombre élevé de zones), la distinction a peu d'influence sur la simulation. A l'inverse, dans le cas d'une résolution plus grossière (modèle thermique monozone par exemple), il importe de savoir si l'unité est le bâtiment ou le logement. Par exemple, un logement collectif simulé avec une unique zone thermique correspond à une résolution plus élevée que si le bâtiment dans son ensemble était modélisé par une seule zone. L'influence de ce changement de résolution est notamment évaluée dans (Garreau, 2021).

La littérature parle de manière générique de « parc de bâtiments (*building stock*) ». Nous conservons cette expression par défaut et employons « parc de logements » lorsqu'il est utile de préciser que l'unité statistique est le logement (avec une résolution spatiale de modélisation à cette échelle a minima).

1.3.4. Types d'approches fondées sur la simulation physique

Nous observons dans la littérature deux courants ayant exploité la simulation physique pour des modèles de parc de bâtiments :

- **Des modèles de parc à grande échelle géographique** (typiquement à l'échelle d'un pays) souvent utilisés pour évaluer des potentiels d'évolution de consommations à long terme mais aussi les émissions de GES ou les coûts associés.
La simulation et la paramétrisation exhaustives d'un parc étant initialement hors de portée, ces modèles s'appuient généralement sur des échantillons ou des archétypes représentatifs de l'ensemble des bâtiments⁸. Le nombre de bâtiments représentatifs varie de quelques dizaines de bâtiments à la dizaine de milliers de bâtiments selon les applications (Kavgic et al., 2010). Les outils s'intéressent à des indicateurs de consommation agrégés qui se contentent de faibles résolutions temporelles (mensuelle ou annuelle) (Mata et al., 2013).
Pour des analyses plus exhaustives, il est possible de se référer à (Mata et al., 2013) (Kavgic et al., 2010) (Martinez Soto and Jentsch, 2016).
- **Des modèles de parc à l'échelle des quartiers ou des villes**. Ces modèles ont mis l'accent sur l'environnement des bâtiments (masques, climat urbain...) en s'appuyant souvent sur des

⁷ « Les personnes vivant dans des habitations mobiles, les bateliers, les sans-abris, et les personnes vivant en communauté (foyers de travailleurs, maisons de retraite, résidences universitaires, maisons de détention, etc.) sont considérées comme vivant hors ménage. » (Insee, 2023)

⁸ « bottom-up engineer archetype » et « bottom-up engineer sample » de la classification de (Swan and Ugursal, 2009).

simulations exhaustives mais simplifiées de l'ensemble du parc. (Frayssinet et al., 2018) qualifie l'approche comme basée sur un « échantillon complet ».

Pour des revues plus exhaustives se référer à (Reinhart and Cerezo Davila, 2016) (Ang et al., 2020).

Nous reprenons les termes **d'archétype**, **prototype** ou **bâtiment représentatif**⁹ de (Langevin et al., 2020) qui désignent un ensemble de bâtiments construit pour être représentatif du parc dans son ensemble. L'ensemble des bâtiments représentatifs ou **représentants**¹⁰ peut être de natures variées : exhaustif (une représentation par bâtiment du parc modélisé), archétype représentant une catégorie de bâtiments, échantillon... Nous soulignons dans la suite la diversité des méthodes de génération et de nature de ces représentants.

Echantillons représentatifs du parc simulé

A partir d'un échantillon de bâtiments représentatifs collectés et de leurs pondérations associées, (Mata et al., 2013) ont reconstitué le parc résidentiel suédois, puis ont simulé ses consommations et potentiels d'économie d'énergie. La simulation thermique employée est dynamique, au pas de temps horaire et avec une zone thermique par logement (*EN 13790*, 2008). Le modèle de parc développé (ECCABS) intègre en outre une évaluation des coûts et des émissions de CO₂ (*Energy, Carbon and Cost Assessment for Building Stocks*).

En France, l'enquête Phébus (Ministère De L'Environnement (SDES), 2017a) est un échantillon de bâtiments construit pour être représentatif des types de logements, des périodes constructives des bâtiments, des zones climatiques et régions et des ménages les occupant. Une fraction de l'échantillon a fait l'objet d'un diagnostic de performance énergétique.

Archétypes issus de statistiques globales

Les projets européens TABULA (*Typology Approach for Building Stock Energy Assessment 2009-2012*) et EPISCOPE (2013-2016) ont donné lieu à l'établissement d'un nombre réduit d'archétypes par classe de bâtiment (*Single Family House, Terraced Houses, Multi-Family Houses, Apartment blocks*) et par année de construction pour une vingtaine de pays européens (Loga, 2016).

A partir de ces descriptions et de modèles thermiques de consommation de chauffage au pas de temps mensuel, (Ballarini et al., 2014) ont évalué les gisements d'économies d'énergie du parc résidentiel italien.

De façon analogue, (Mata et al., 2014) ont utilisé ECCABS (Mata et al., 2013) pour évaluer la consommation énergétique de quatre pays européens à partir d'archétypes construits artificiellement comme des « composites des caractéristiques du parc » issus de données statistiques globales.

Aux Etats-Unis le *National Renewable Energy Laboratory (NREL)* du *Department of Energy (DOE)* dispose d'un échantillon de 350 000 bâtiments résidentiels construit pour être représentatif des enquêtes décrivant le parc. Il forme le cœur du modèle du parc résidentiel ResStock¹¹ avec EnergyPlus pour la simulation thermique des bâtiments. (Wilson et al., 2017) l'ont par exemple utilisé pour évaluer le potentiel d'amélioration du parc de maisons individuelles¹². (Winkler et al., 2020) ont utilisé ResStock pour quantifier l'impact de défauts d'installation sur les pompes à chaleur à l'échelle du parc.

De façon similaire, (Nägeli et al., 2018) génèrent un parc synthétique de plus de 10 000 logements à partir des données agrégées décrivant le parc suisse. Ce niveau de détail et de diversité est nécessaire pour aboutir à un modèle d'agents de ce parc (Nägeli et al., 2020). Cette approche est originale car elle

⁹ A ne pas confondre avec la notion de « bâtiments de référence » qui est un terme juridique issue de l'EPBD.

¹⁰ Nous incluons dans la notion de « représentant » l'ensemble des déterminants environnementaux, techniques et comportementaux associés à un bâtiment ou un logement.

¹¹ <https://github.com/NREL/resstock>

¹² Moyennant « 20 millions de simulations avec EnergyPlus sur le superordinateur *Peregrine* du NREL ».

emprunte sa méthodologie à la génération de population synthétique très employée dans la littérature des modèles d'agents (Thiriot and Sevenet, 2020).

Des méthodologies de construction d'archétypes plus systématiques ont été récemment proposées en partant de méthodes d'analyse de données notamment à base de partitionnements (*clustering*) de jeux de données (Sokol et al., 2017) (Ali et al., 2019) (De Jaeger et al., 2020) (Ghiassi and Mahdavi, 2017) (Goy et al., 2021).

Représentants issus de larges échantillons

En effet, de plus en plus de données étant en accès libre, d'autres auteur.es partent de grands jeux de données pour construire des bâtiments représentatifs. Les principales sources exploitées dans la littérature sont les bases de données des diagnostics de performance énergétique (DPE ou *EPC Energy Performance Certificate*), les systèmes d'informations géographiques (SIG ou *GIS Geographic Information System*) ou encore les données de recensements (*census*).

Représentants issus des DPE

(Fonseca and Oliveira Panão, 2017) ont exploité la base nationale des DPE portugaise avec des méthodes de Monte Carlo. En traitant les paramètres d'entrée comme des distributions (par opposition aux valeurs discrètes d'un ensemble d'archétypes), elles se dotent d'un paradigme permettant de mieux appréhender les incertitudes. La simulation physique est faite avec l'*(EN 13790, 2008)*. A partir de ces travaux, (Figueiredo et al., 2020) étudient l'influence du changement climatique sur la demande électrique du secteur résidentiel à l'horizon 2050.

Les DPE étant collectés au fur et à mesure de leur établissement, ils n'ont pas vocation à être représentatifs du parc, contrairement aux SIG et aux recensements.

Représentants issus des SIG

D'autres auteur.es s'appuient sur la description spatiale des bâtiments issue de données topographiques, des données cadastrales, de modèles d'élévation issus de nuages de points LIDAR, etc. Les autres propriétés des bâtiments (enveloppe et système par exemple) viennent d'autres sources telles que citées précédemment.

Les données SIG peuvent servir simplement de support à la visualisation d'archétypes développés par ailleurs (Hong et al., 2019).

Les données SIG facilitent la prise en compte des bâtiments dans leur environnement (mitoyenneté, masques solaires, climat local...). Ce sont donc des données d'entrée privilégiées pour décrire les parcs de manière exhaustive aux échelles du quartier ou de la ville pour de nombreux outils (Fonseca and Schlueter, 2015) (Riederer et al., 2015) (Österbring et al., 2016).

(Buffat et al., 2017) appliquent cette méthodologie à plus grande échelle à l'ensemble de la Suisse avec une simulation thermique à la résolution du bâtiment et au pas de temps mensuel basée sur la norme SIA 380/1.

SimStock développé à l'*University College London Energy Institute* applique une approche statistique « d'épidémiologie énergétique » à la simulation énergétique des bâtiments commerciaux selon leurs usages à l'échelle du quartier (Coffey et al., 2015). SimStock permet la génération automatique de modèles thermiques de type EnergyPlus pour la simulation énergétique. Chaque modèle ne décrivant pas un bâtiment mais une *Self-Contained Unit* qui regroupe les locaux éventuellement répartis sur plusieurs bâtiments à partir de données SIG et de fichiers de recensement (Taylor et al., 2014) (Evans et al., 2019).

Représentants issus du recensement

Les données de recensement permettent d'avoir avec une résolution spatiale élevée des données sur les ménages et leurs logements. Dans Smart-E, (Berthou et al., 2015) s'appuient sur les données du recensement au logement (mais géolocalisé à l'IRIS) qui sont ensuite enrichies avec des données issues du SIG et d'autres sources. La simulation thermique est ensuite menée avec un modèle RC (résistance capacité) simplifié au pas de temps 10 minutes et avec deux zones thermiques (Berthou, 2013a).

(Saner et al., 2013) exploitent le recensement Suisse pour estimer les besoins thermiques à la résolution du bâtiment et au pas de temps mensuel basé sur la norme SIA 380/1.

1.4. Diversité – Notion de foisonnement

Phénomène bien connu des opérateurs de réseaux (électriques en particulier), le foisonnement de la courbe de charge à l'échelle d'un ensemble de ménages est lié à la concomitance ou non de la consommation d'électricité¹³. Par exemple, sur la Figure 3 nous constatons que la consommation maximale totale est inférieure à la somme des maxima de consommation, ces derniers ayant lieu à des instants différents de la journée d'un ménage à l'autre. La concomitance des creux lors des périodes de nuit et des pics de consommation en soirée expliquent la forme globale du profil.

Lorsque le modèle de parc vise à reconstruire la courbe de charge agrégée d'un ensemble de bâtiments, il est donc important de modéliser les sources de diversité qui peuvent être liées aux comportements des occupants, aux caractéristiques techniques du bâti ou des équipements ou encore à l'environnement du bâtiment.

De même, il apparaît important de disposer d'une diversité des courbes de charge de chacun des usages, et donc des variables qui sous-tendent ces courbes de charges. Des auteurs ont déjà proposé des méthodes pour éviter la perte de captage de la diversité lors de l'usage d'archétypes (Mahdavi and Ghiassi, 2017) (Matoba et al., 2020).

¹³ Pour une définition rigoureuse des notions de foisonnement et les mathématiques associées nous renvoyons aux travaux de (Grandjean, 2013).

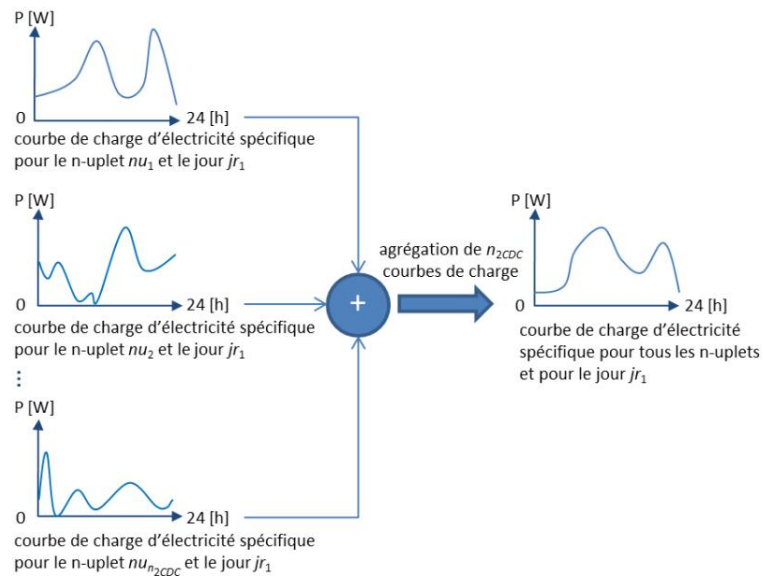


Figure 3 : sommation des courbes de charges d'électricité spécifique d'un ensemble de ménages (Grandjean, 2013)

1.4.1. Foisonnement comportemental

Même à l'échelle du bâtiment, le comportement des occupants influence grandement la consommation d'énergie (présence, consigne de température, utilisation des équipements...) (Vorger, 2014).

Les travaux de thèse de (Grandjean, 2013) se concentrent sur les usages spécifiques de l'électricité et proposent un modèle « paramétrique bottom-up techno-explicite et agrégatif » pour reconstituer la courbe de charge des usages spécifiques de l'électricité du secteur résidentiel français. Ils introduisent également des critères d'analyse du foisonnement selon les types d'équipements.

(Das et al., 2021) ont récemment intégré à ResStock la diversité de consignes de température de thermostats, de zones climatiques ou de caractéristiques du bâtiment pour hiérarchiser les actions d'efficacité énergétique en intégrant à la fois leur coût et leur efficacité qui tiennent compte de ces spécificités.

A partir d'une enquête sur les comportements de chauffage et de climatisation (Oliveira Panão and Brito, 2018) ont défini des profils d'utilisateurs qui ajoutent de la diversité au modèle de parc initialement développé dans (Fonseca and Oliveira Panão, 2017).

Au sein de Smart-E, (Berthou et al., 2015) assurent la génération de cette diversité en associant directement aux usages des carnets d'activités issus de l'enquête emploi du temps (Insee, 2012).

1.4.2. Foisonnement technique

De façon analogue, la diversité des caractéristiques des bâtiments et leur interdépendance nécessitent un nombre de représentants suffisant. Aux États-Unis, (Wilson et al., 2016) ont proposé une méthode d'échantillonnage pour construire des échantillons d'archétypes respectant cette diversité. Le modèle énergétique de parc converge en énergie à l'échelle nationale à partir de 10 000 logements. À l'échelle de la France, (Allibe et al., 2010) ont notamment montré qu'une taille minimale de 250 logements était nécessaire pour estimer la consommation nationale avec une erreur inférieure à 10 %.

Outre les caractéristiques des bâtiments, la diversité des systèmes énergétiques et leur régulation doivent également être pris en compte. C'est par exemple le cas des ballons d'eau chaude sanitaire électrique en France, qui dépendent de la régulation des systèmes (bande morte de thermostat par exemple), de la présence d'un asservissement et de signaux de pilotage du réseau le cas échéant (Béjannin, 2020).

C'est aussi le cas du chauffage électrique, notamment dans le cas d'effacements où le foisonnement peut être perdu du fait de la reprise simultanée en fin d'effacement, comme l'ont montré les travaux de (Carloganu, 2016).

1.4.3. Foisonnement environnemental

Au sein des approches de simulation énergétique urbaine, l'accent est mis sur la diversité d'environnement des bâtiments (masques, mitoyenneté, microclimat urbain...) qui influence les consommations et leur temporalité (Garreau et al., 2019) (Frayssinet et al., 2018).

Au niveau national, des contraintes supplémentaires entrent en compte avec la prise en compte des variétés de climats et d'altitudes. Aux États-Unis, (Wilson et al., 2017) ont établi un critère de convergence sur les consommations énergétiques totales par région montrant la nécessité d'avoir plus de 350 000 bâtiments pour représenter la diversité technique et environnementale du parc de 80 millions de bâtiments.

1.5. Applications des modèles énergétiques

L'objectif de cette section est de passer en revue les principales applications des modèles énergétiques. Pour chaque application, les contraintes sur les modèles de parc en termes de résolution, d'échelle ou de diversité sont soulignées.

Quantifier des potentiels de rénovation

En Europe, le chauffage représente plus de la moitié (64 % en 2021) des consommations d'énergie des logements (Eurostat, 2023a). La rénovation thermique des bâtiments offre donc un potentiel d'économie d'énergie important. Cette évaluation peut se faire avec une résolution grossière (pas de temps annuel ou mensuel) (Mata et al., 2013).

Des efforts particuliers sont toutefois nécessaires pour intégrer l'influence du comportement des occupants sur les économies d'énergie théoriques après une rénovation (*rebound effect*), voire avant, lorsque la facture énergétique empêche les ménages d'atteindre des températures intérieures confortables (*prebound effect*) (Allibe et al., 2013).

(Deurinck et al., 2012) ont cherché à quantifier la « part physique » de l'effet rebond sur les températures intérieures liée à une plus grande inertie du bâti et au réchauffement des zones non chauffées. Ce travail souligne l'importance d'avoir un zonage adéquat pour représenter explicitement les effets rebond, en intégrant a minima les zones chauffées et non chauffées comme proposé par (Raynaud, 2014).

La question de l'optimalité des rénovations globales par rapport à des rénovations par geste semble également peu prise en compte dans les modèles énergétiques de parc et nécessite d'intégrer les coûts pour les ménages, voire les capacités de travail des filières de rénovations (Maia et al., 2021) (Mata et al., 2020). Ces questions sont plus naturellement au cœur des modèles de parc à base d'agents à l'échelle des ménages (Nägeli et al., 2020).

Evaluer l'effet de changement d'équipements thermiques

L'électrification des usages thermiques historiquement assurés par des combustibles fossiles amène des questions sur la consommation d'électricité et les pointes d'appel de puissance, particulièrement en cas de vague de froid (RTE and ADEME, 2020). Les travaux de thèse de (Watson, 2020) se sont ainsi concentrés sur le cas britannique où le chauffage électrique est très peu présent actuellement, ce qui se traduit par une augmentation importante des consommations et des pointes dans des scénarios futurs (Watson et al., 2023).

Comme le notent (Boßmann and Staffell, 2015), ce type d'analyse ne peut se contenter de supposer que la forme de la courbe de charge actuelle sera conservée, en la déformant simplement proportionnellement à la consommation annuelle. Le modèle utilisé est *bottom-up black-box*. Les auteurs concluent que l'électrification (véhicule électrique et pompe à chaleur) amène les pointes de consommation à s'accroître plus vite que la consommation annuelle, nécessitant des stratégies de gestion de la demande.

Maitrise de la demande, effacement et stockage thermique d'énergie

Les applications de pilotage de la demande énergétique nécessitent des pas de temps fins et une prise en compte de la diversité technique et comportementale au sein du parc. Par exemple, pour modéliser les potentiels d'effacement à l'échelle de métropoles (Carloganu, 2016) ou pour évaluer les potentiels de stockage thermique à l'échelle de quartiers, qu'ils reposent sur l'inertie des bâtis (Reynders et al., 2017) ou sur des ballons d'eau chaude (Béjannin, 2020).

Influence de la demande en électricité sur les réseaux

Enfin, les modèles de parc à grande échelle (régionale, nationale...) permettent d'anticiper l'impact futur de la demande sur les réseaux : émergence de *hotspot* liée à l'électrification, influence des réseaux décentralisés, etc. Ils nécessitent pour cela une résolution spatiale suffisamment fine qui ne peut reposer que sur quelques archétypes (Eggimann et al., 2019).

1.6.Synthèse

L'état de l'art actuel fait apparaître une grande diversité d'approches de modélisation énergétique de parcs de bâtiments selon les applications des modèles et la disponibilité des données. Afin d'étudier des modifications de comportement, des diffusions de technologies ou de nouveaux usages et leur influence sur les usages thermiques des bâtiments (**Objectif A** de la thèse), **la nécessité de simulation physique s'impose**.

La disponibilité croissante de données et de moyens de calcul performants a permis le paramétrage de simulations détaillées avec des résolutions de plus en plus fines pour de grands nombres de bâtiments. Les travaux aux échelles des quartiers et des villes ont accentué l'effort de prise en compte de l'environnement des bâtiments.

A plus grande échelle, la mise en œuvre de méthodes probabilistes ou fondées sur l'analyse des données permet de **reproduire la diversité technique d'un parc en ne simulant qu'un nombre réduit de représentants (Objectif B** de la thèse) en comparaison du nombre total de bâtiments représentés. Des études se sont intéressées à l'impact du foisonnement comportemental sur les courbes de charges agrégées et une variété de méthodes permet sa reproduction dans des modèles physiques ascendants.

La majorité des modèles de parc rencontrés dans la littérature font l'objet de validation en énergie et non en puissance. Les **méthodes de validation et de calage** du modèle (**Objectif C** de la thèse) font l'objet du chapitre 4 de la thèse.

L'évaluation de l'état futur des parcs de bâtiments se fait souvent de façon statique, c'est-à-dire en comparant l'état du parc à son point de départ et à son point d'arrivée (résultat de la transformation du parc après une modification X, qui peut être formulé comme une question de type « et si ? »). Cette approche statique ne préjuge pas du chemin et des dynamiques suivies entre les deux états. La prise en compte réaliste des **dynamiques d'évolution du parc** d'une année sur l'autre (**Objectif D** de la thèse) s'est faite récemment en couplant des modèles énergétiques de parc avec des approches de modèles d'agents ou de dynamique des systèmes.

In fine, il n'existe pas encore à notre connaissance de modèle de parc de bâtiments à grande échelle (nationale) qui intègre à la fois :

- Une simulation physique des usages thermiques avec une résolution suffisamment fine pour reproduire leur courbe de charge.
- Une méthodologie probabiliste qui intègre les interdépendances et la diversité des facteurs nécessaire au foisonnement de cette courbe de charge à l'échelle nationale. Ces facteurs étant principalement les caractéristiques techniques des bâtiments, leur environnement, les équipements au sein des bâtiments et les comportements des occupants.
- La validation du modèle en énergie et en puissance (courbe de charge).
- Une prise en compte réaliste des dynamiques de projection du parc à long terme.

Le chapitre 2 décline les objectifs de la thèse en un cahier des charges et identifie les choix et positionnements par rapport à la littérature ainsi que les développements nécessaires pour atteindre les objectifs de la thèse. Ce cahier des charges est construit en prenant en compte la dimension prospective de la thèse.

Chapitre 2

Modèle énergétique de parc retenu

2. Modèle énergétique de parc retenu

Ce chapitre vise à expliquer le positionnement de la thèse par rapport à l'état de l'art et les choix faits pour notre modèle énergétique de parc de logements.

Les objectifs de la thèse ont été formalisés en un cahier des charges. Un soin particulier a été apporté à inclure la dimension prospective de la thèse dans le cahier des charges (2.1). Nous avons donc naturellement recherché une convergence entre les leviers mobilisés dans les scénarios prospectifs (composantes) et les entrées et paramètres des différentes parties du modèle de parc de logements (2.2).

Pour chaque partie du modèle de parc, le cahier des charges a été confronté aux choix possibles issus de l'analyse de la littérature. Nous nous sommes également assurés de la compatibilité des choix entre eux. Le compromis retenu et les développements nécessaires sont présentés pour le bâti (2.3), les systèmes énergétiques (2.4) et la projection du parc (2.5).

2.1. Prise en compte des scénarios de prospective énergétique

2.1.1. Généralité sur la méthodologie prospective

Le terme de « **prospective** » (*foresight* ou *future studies*) a été introduit par Gaston Berger dans les années 1950 en France (Durance et al., 2008). La prospective se distingue des prévisions (*forecast*), elle vise à élaborer des **scénarios** à même d'éclairer les décisions stratégiques mais pas à prédire le futur.

Une méthodologie détaillée est exposée dans (Jouvenel and Fish, 2004). Nous en rappelons les grandes étapes et en retenons le vocabulaire pour la suite :

« Il y a essentiellement cinq [étapes] :

1. La définition du **problème** et le choix de l'horizon.
2. La construction du **système** et l'identification des **variables clefs**.
3. Le recueil de données et l'élaboration des hypothèses.
4. La construction, souvent en forme d'arborescence, des futurs possibles.
5. Les choix stratégiques. »

Dans notre cas, le **problème** traité concerne les évolutions des usages thermiques du parc résidentiel français. L'horizon de temps (2050) est commun à de nombreux scénarios de référence en France et en Europe et correspond à l'inertie du système et aux échéances des actions nécessaires pour atteindre les objectifs de neutralité carbone.

La description détaillée du système par le biais des modèles de parc a fait l'objet du chapitre 1.

Les **variables**, au sens de la prospective, sont les couples facteurs et acteurs affectant le futur. Par exemple le nombre de ménages, l'isolation thermique des murs ou des toitures des bâtiments, la gestion des températures de consigne des logements... Une **composante**¹⁴ est un ensemble de variables qui constitue un levier d'action cohérent (exemple : rénovation thermique des bâtis, électrification des usages thermiques...). Les scénarios sont définis par ces composantes.

¹⁴ Aussi appelée « sous-système ». Nous préférons le terme de « composante » qui ne crée pas d'ambiguïté entre les scénarios et le modèle de parc.

Par exemple, le rapport (RTE and ADEME, 2020) s'intéresse à l'impact du chauffage sur le système électrique à l'horizon 2035. La Figure 4 ci-dessous détaille les 5 scénarios principaux de cette étude qui sont définis par 3 composantes principales :

- Le passage à des énergies décarbonées pour le chauffage, dont l'électrification en supposant que l'électricité est décarbonée.
- L'efficacité du chauffage électrique (par le passage à des pompes à chaleur).
- L'isolation thermique du bâti.

Le scénario « contrefactuel » de (RTE and ADEME, 2020) considère qu'aucune de ces composantes n'a été mobilisée. A l'inverse, le scénarios « A – SNBC 1 » est possible si l'ensemble de ces composantes sont achevées (Figure 4).

Une analyse plus détaillée des composantes des scénarios et leur évaluation en énergie et puissance à partir du modèle font l'objet du chapitre 6.

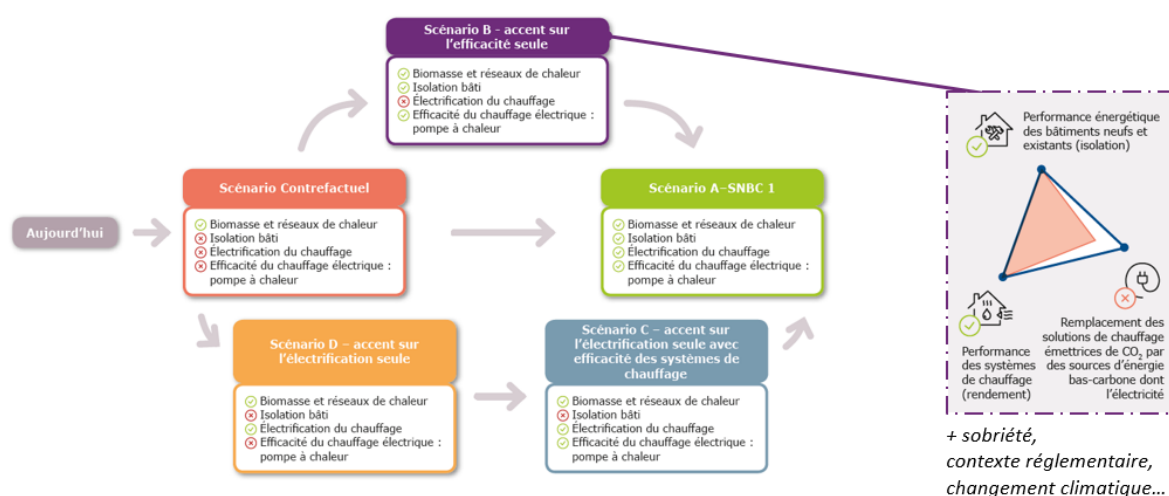


Figure 4 : Scénarios prospectifs évalués dans le rapport (RTE and ADEME, 2020)

2.1.2. Catégories de paramètres ou de variables

Nous cherchons à évaluer des scénarios à l'aide de notre modèle énergétique de parc. Les variables au sein de ces scénarios doivent se retrouver dans les paramètres du modèle. Le niveau de détail des paramètres du modèle doit donc être accordé à celui des variables mobilisées dans les scénarios.

Nous proposons dans le Tableau 1 un regroupement par catégorie des paramètres du modèle de parc et des composantes des scénarios. Ce tableau détaille les catégories et sous-catégories de paramètres que nous proposons à l'issue de l'état de l'art du chapitre précédent.

Le tableau intègre une dimension multi-échelles. Certains paramètres sont à l'échelle des logements (catégories *Ménages*, *Bâti*, *Equipements*, *Comportement quotidien*) tandis que les paramètres de la catégorie *Environnement* vont de l'échelle du bâtiment (mitoyenneté) et de son environnement (masques, îlot de chaleur urbain...) à l'échelle du parc complet (démographie, taille des ménages).

Tableau 1 : Catégories et sous catégories de paramètres du parc à prendre en compte dans les scénarios

	Catégories	Echelle	Sous-catégories (par usage quand pertinent)
	ENVIRONNEMENT	PARC	<p>Structurel (démographie, taille des ménages, durée de vie des bâtiments)</p> <p>Influence du réseau (foisonnement, présence de réseau de chaleur, possibilité d'utiliser du bois de chauffe, signal de pilotage, tarif HP/HC...)</p> <p>Contexte technico-économique (démarche de coût global, taux d'actualisation, prix des énergies, cours des matériaux, coût d'investissement, d'exploitation, de maintenance, technologies disponibles, durée de vie des équipements conventionnelle ou réelle)</p> <p>Contexte politique : réglementation thermique (RT), subventions, politiques publiques, restrictions (ex. interdiction du fioul puis du gaz), taxes dont taxe carbone,</p>
		LOCALE	<p>Climat et microclimat (zone climatique, altitude, îlot de chaleur urbain)</p> <p>Environnement du bâtiment (rayonnement, masque solaire, mitoyenneté, densité urbaine, végétalisation)</p>
	MENAGES		<p>Composition du ménage</p> <p>Âge</p> <p>Catégorie Socio-Professionnelle (CSP), revenu</p>
TECHNIQUES	BÂTI		<p>Géométrie (nombre de pièces, surfaces, volume, orientation...)</p> <p>Type (Logement Collectif, Maison Individuelle)</p> <p>Age : date de construction et date de rénovation</p> <p>Enveloppe (inertie, parois dont système d'isolation, planchers dont système d'isolation, menuiseries dont taux d'occultation surfacique et temporel, perméabilité, dispositifs passifs type brise soleil)</p> <p>Ventilation : type (naturelle, simple flux, double flux...), caractéristique (débit, SFP...), brasseurs d'air</p> <p>Ponts thermiques</p>
	EQUIPEMENTS	LOGEMENT	<p>Chauffage (pour chaque association de systèmes de chauffage – mono énergie avec éventuel appoint ou biénergie) : type (centralisé/décentralisé, individuel/collectif), énergie (gaz, fioul, bois, électricité, urbain, géothermie...), réseau (réseau de distribution, types d'émetteurs...), réversibilité, rendement selon la date d'installation et SCOP</p> <p>Eau chaude sanitaire (ECS) (biénergie ou indépendante)</p> <p>Climatisation : type (mobile, monosplit, multisplit), SEER</p> <p>Pour le calcul des apports internes : Appareils électriques (appliances) + cuisson (biénergie ou indépendante), pertes récupérables sur les réseaux de distribution</p>
	COMPORTEMENT DES OCCUPANT.ES		<p>Chauffage (taux d'occupation temporel et spatial, consigne de température (réduits jour/nuit et aération, gestion active manuelle ou programmée, absence de gestion), loi horaire, surface chauffée du logement, effacement, en biénergie : passage vers l'une ou l'autre énergie principale selon la période de la saison de chauffe)</p> <p>ECS (loi de puisage)</p> <p>Climatisation (consigne de température, loi horaire, surface climatisée du logement)</p> <p>Électricité spécifique (apport interne) + cuisson</p> <p>Pour le calcul des apports internes : Loi présence et activité (chaleur des occupants)</p> <p>Ventilation mécanique (loi horaire)</p> <p>Ventilation manuelle (loi horaire)</p>

2.2. Contraintes pour le choix du modèle énergétique

A partir de l'état de l'art effectué précédemment, nous traduisons les objectifs de la thèse en contraintes sur les choix de modélisation (Tableau 2). Nous détaillons dans les sections suivantes les choix retenus pour la modélisation du bâti (2.3), des équipements thermiques (2.4) et la projection du parc (2.5).

Tableau 2 : Détails des contraintes issues des objectifs de la thèse

<p>Objectif A. Simuler la consommation annuelle et la courbe de charge électrique des usages thermiques du parc résidentiel français à partir de leurs déterminants environnementaux, techniques et comportementaux</p> <ul style="list-style-type: none"> • Modèle ascendant et explicite fondé sur des simulations physiques : <ul style="list-style-type: none"> - Description explicite des parois, prise en compte de l'inertie thermique - Géométrie du bâti, zonage • Résolution temporelle de la simulation inférieure à l'heure pour reconstituer la courbe de charge
<p>Objectif B. S'assurer de la représentativité et des interdépendances à l'échelle nationale de ces déterminants à l'aide des bases de données actuellement disponibles</p> <ul style="list-style-type: none"> • Disposer d'un ensemble de logements représentant la diversité d'environnements, de techniques et de comportements à l'échelle nationale : <ul style="list-style-type: none"> - Environnement : prise en compte du climat à l'échelle locale (y compris îlots de chaleur), des masques solaires et mitoyennetés, influence des ressources énergétiques locales (accès à un réseau de chaleur, utilisation du bois possible...) - Techniques : diversité des bâtis (isolation thermique, surfaces, orientations) et systèmes (performances, énergies) - Comportements : loi de présence et d'activité pour les apports internes, proportion du logement chauffée, gestion spatio-temporelle du chauffage • Le modèle de parc doit être paramétrable à partir des données disponibles (Chapitre 3) et intégrer les interdépendances entre paramètres
<p>Objectif C. Disposer d'un modèle fiable à l'échelle nationale, faisant l'objet d'un calage et d'une validation en énergie et en puissance sur la période de référence (énergie électrique uniquement)</p> <ul style="list-style-type: none"> • Une méthode de calage doit être mise en œuvre • La validation du modèle doit être satisfaisante sur la courbe de charge électrique actuellement mesurée
<p>Objectif D. Reconstituer les consommations et courbes de charges électriques résultant de projections réalistes de l'ensemble des déterminants (environnementaux, techniques et comportementaux) selon des scénarios à l'horizon 2050</p> <ul style="list-style-type: none"> • Temps de calcul faible (quelques heures sur un ordinateur individuel¹⁵) pour les évaluations multiples des scénarios • Modèle intégrant une méthodologie de projection

¹⁵ Intel® Core™ i7 10850, 2,7 GHz, 32 Go de RAM.

2.3. Choix d'un modèle de bâti adapté à l'échelle nationale

Nous avons introduit précédemment plusieurs contraintes concurrentes sur la résolution des simulations physiques :

- Pour obtenir une courbe de charge, il est nécessaire d'avoir une résolution élevée du modèle énergétique.
- Une augmentation de la résolution complexifie le paramétrage et augmente le temps de calcul. D'autant plus qu'il faut simuler suffisamment de représentants pour assurer la représentativité et la diversité à l'échelle du parc.
- La résolution possible pour le modèle est limitée par les données disponibles pour son paramétrage. L'approche de modélisation que nous introduisons ici nécessite donc d'être en adéquation avec les données disponibles, que nous présenterons au chapitre 3.

Cette section vise à détailler le compromis que nous retenons. Ce choix est dimensionnant pour la suite puisqu'il arrête la résolution et le découpage en zones thermiques des bâtiments qui seront communs à toutes les parties du modèle.

2.3.1. Contraintes considérées

Les données disponibles à l'échelle nationale ne permettent pas de paramétrer des modèles multizones détaillés ou modèles nodaux (par exemple TRNSYS ou EnergyPlus) qui ont des résolutions spatiales à l'échelle des composants. En outre, les résolutions temporelles associées (de quelques minutes à la dizaine de minutes) engendrent des temps de calcul par bâtiment de l'ordre de la minute (Zucker et al., 2016). Les temps de calcul, en considérant les milliers (voire dizaines de milliers), de bâtiments nécessaires pour être représentatif du parc sont alors hors de portée à moins de disposer de supercalculateurs (Wilson et al., 2017). Ce faisant, nous perdons l'avantage de cœurs de simulation thermique extensivement validés sur leur capacité à reproduire à des pas de temps fins les températures internes et besoins thermiques des bâtiments (Foucquier et al., 2013).

Nous cherchons donc des modèles de simulations thermiques simplifiés avec une résolution plus élémentaire. Lorsque nous mentionnons les niveaux d'erreurs de simulations simplifiées, nous prenons comme référence les modèles multizones détaillés évoqués précédemment.

2.3.2. Modèles physiques simplifiés

(Frayssinet et al., 2018) proposent une revue des méthodes de simplification de modèles physiques appliquée aux modèles de parc aux échelles du quartier et de la ville :

- Les **méthodes de réduction** (*reduction method*) d'un modèle multizone détaillé. La simplification du modèle physique repose sur des méthodes algébriques de réduction du système d'équation initial (provenant d'un modèle nodal par exemple). Ces méthodes améliorent le temps de calcul en dégradant faiblement la précision de la simulation. (Kim et al., 2019) proposent une méthode de réduction directement à l'échelle du quartier permettant de réduire la dynamique d'une dizaine de bâtiments à 2 équations différentielles avec moins de 1 % d'erreur. Toutefois, la nouvelle base obtenue n'a pas de sens physique explicite et elle doit être calculée pour chaque cas d'usage, ce qui revient à se restreindre à des modèles simplifiés d'archétypes de bâtiment ou de quartier.
- Les méthodes utilisant les **facteurs de réponse** (*response factor method*) fonctionnent sur un principe analogue en décomposant au préalable les stimulations du bâtiment selon une base de fonction de transfert (issues d'un calcul de vecteur propre ou d'autres méthodes issues de la

théorie du contrôle (Ouyang and Haghighat, 1991)). Les calculs peuvent ensuite être effectués beaucoup plus rapidement en décomposant les sollicitations selon cette base (Brahami et al., 2007). Toutefois, l'intérêt de telles méthodes est limité dans le cas où les bâtiments sont amenés à évoluer dans le temps puisque la base serait à recalculer à chaque évolution. Alternativement, cette méthode a été appliquée *in-situ* à des éléments de murs (Rasooli et al., 2016). Généralisée à l'échelle du parc, elle permettrait d'en décrire les propriétés thermiques de manière représentative.

- Les **modèles thermiques fondés sur l'analogie électrique** ou **modèle résistance-capacité** (*resistance-capacitance analogy* ou *lumped-element model*).

Les hypothèses de modélisation d'un **modèle résistance capacité** ou **modèle RC** sont assez proches des modèles nodaux. Les principales différences résident dans le nombre réduit de zones thermiques, certains modèles allant jusqu'à considérer une seule zone thermique pour l'ensemble du bâtiment. La température à l'intérieur d'une zone thermique est supposée uniforme, ce qui revient à considérer que la résistance des parois internes de la zone est négligeable devant les transferts thermiques avec l'extérieur. Le modèle est alors unidimensionnel et en pratique on définit un nombre réduit de nœuds à l'intérieur de la zone en réduisant les multiples couches qui composent chaque paroi à un nombre limité de nœuds. Les équations aux dérivées partielles deviennent alors des équations différentielles ordinaires.

En faisant des approximations linéaires des mécanismes de convection et de radiation, les transferts thermiques sont alors linéaires et les modèles peuvent être représentés avec le formalisme des circuits électriques. Les résistances correspondent aux résistances thermiques¹⁶ et les condensateurs aux capacités thermiques. D'où le nom de modèle résistance capacité (RC).

La détermination des valeurs des résistances et des capacités peut se faire de manière analytique¹⁷ ou par analyse inverse. Dans le dernier cas, les modèles RC sont alors vus comme des « boîtes grises ». Sauf mention contraire nous considérons l'acceptation de modèle RC comme des boîtes blanches.

Ces modèles sont simples à implémenter et modulables en raison de leur architecture générique (par opposition à l'architecture spécifique des méthodes de réduction). Toutefois, ces modèles peuvent se montrer moins précis, surtout aux résolutions spatiales les plus grossières (une seule capacité thermique et une seule zone pour l'ensemble d'un bâtiment) qui ne conviennent qu'à des résolutions temporelles grossières (pas de temps mensuel ou annuel) et présentent des erreurs importantes lors des régimes transitoires (Frayssinet et al., 2018).

Les modèles simplifiés à base de méthodes de réduction ou de facteurs de réponse ne sont pas adaptés à nos contraintes d'avoir un parc d'une diversité importante, paramétrable et à même de retranscrire des changements explicites lors de la projection du parc.

Les modèles RC nous semblent plus adaptés du fait de leur modularité et de leur facilité de paramétrage. Ces modèles étant sujet à des erreurs plus importantes lors du calcul des besoins thermiques, il importe d'en préciser les variantes possibles.

¹⁶ Plus précisément les résistances électriques correspondent à l'inverse à des coefficients de transfert thermique (globaux ou non selon que des échanges radiatifs ou convectifs sont inclus).

¹⁷ Par exemple selon la norme (NF EN 13786, 2017).

2.3.3. Résolution des modèles RC

De nombreuses architectures de modèles RC sont possibles selon le nombre de capacités, de résistances et leur disposition.

Le nombre de capacités impose l'ordre du modèle, c'est-à-dire le nombre d'équations différentielles. Les architectures les plus simples considèrent une unique capacité correspondant à l'inertie thermique du bâti dans son ensemble et des résistances correspondant aux coefficients de transferts thermiques des menuiseries, parois opaques et renouvellements d'air. C'est le cas par exemple de la norme (EN 13790, 2008).

A l'inverse, un grand nombre de composants peut être associé à des capacités et des résistances (air intérieur, éléments d'enveloppe...). C'est le cas de DIMOSIM qui permet une approche R_iC_j modulable (cf. Figure 5) (Perez et al., 2015).

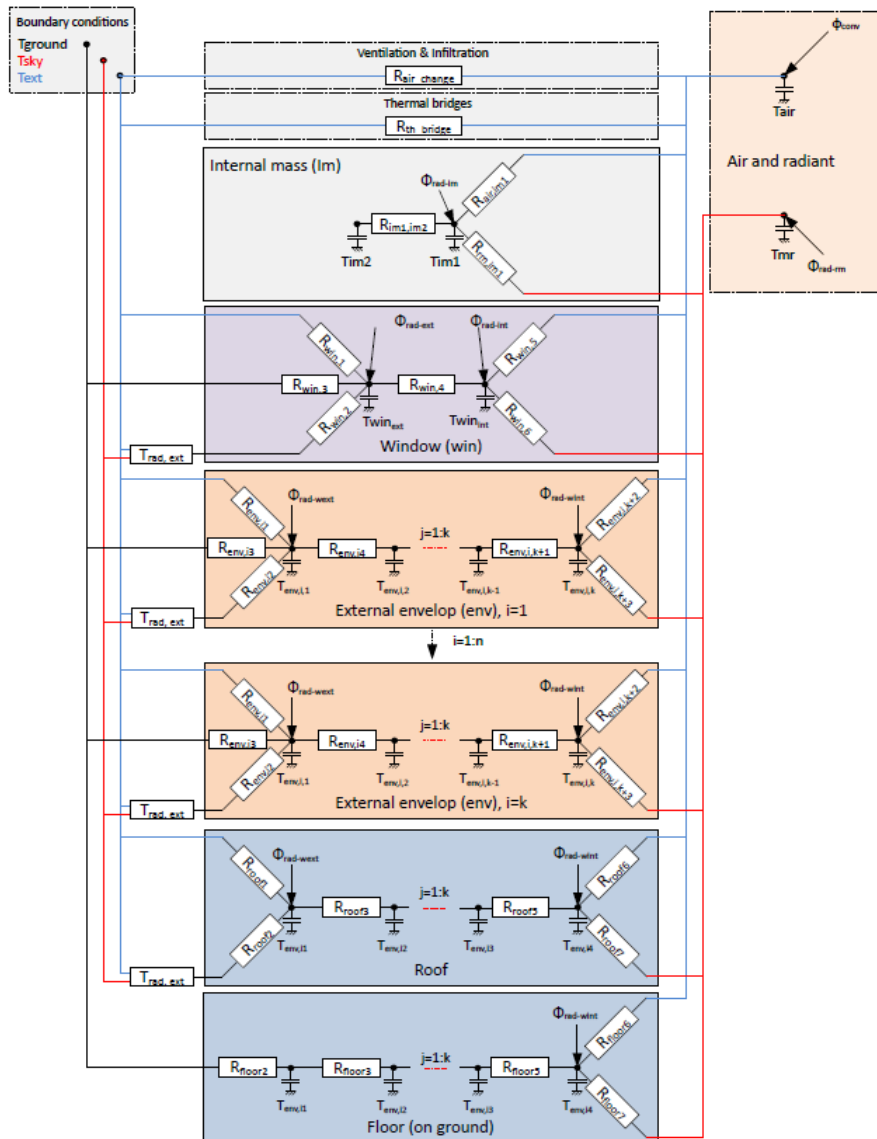


Figure 5 : Modèle R_iC_j de DIMOSIM (Garreau, 2021)

Les ordres élevés (au-delà de 5 capacités) permettent de représenter explicitement certains composants ou fractions de l'enveloppe mais nécessitent plus d'efforts de paramétrage et de temps de calcul. Aux ordres les plus élevés (au-delà de la dizaine de capacités), le modèle RC tend vers un modèle multizone détaillé.

Pour simplifier, nous considérons dans cette sous-section que l'ordre du modèle est associé à un unique modèle RC représentant un bâtiment ou un logement. Nous introduisons la possibilité de coupler plusieurs modèles RC correspondant à des zones distinctes dans la section suivante. Nous pouvons alors nous demander quel est l'ordre de modèle RC qui semble le plus adapté à l'échelle nationale. Pour ce faire, nous examinons les principales contraintes retenues dans le choix du modèle thermique de bâti (résumées à la Figure 6).

Validité du calcul des besoins thermiques à l'échelle d'un logement

Nous considérons ici la validité du modèle à l'échelle d'un logement, sans effet d'agrégation à l'échelle du parc. L'erreur par rapport à un modèle de référence (multizone détaillé) doit être acceptable.

Nous prenons pour mesurer cette erreur les métriques rappelées dans (Ruiz and Bandera, 2017), le biais et le coefficient de variation de l'erreur (NMBE (*Normalized Mean Bias Error*) et CV(RMSE) (*Coefficient of Variation of the root-mean-square error*)). Nous prenons les critères de calibration de ces métriques tels que définis par l'ASHRAE (*American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers*) ou l'IPMVP (*International Performance Measurement and Verification Protocol*).

Il est à noter que les erreurs (et donc les critères de validation) dépendent de la résolution temporelle utilisée pour le modèle. Ainsi, au pas de temps mensuel ou annuel, la majorité des modèles est valide car les phénomènes transitoires, donc l'effet de l'ordre du modèle, sont négligeables. Du fait du lien entre résolution spatiale et temporelle, les pas de temps les plus fins (de l'ordre de la minute) sont généralement utilisés pour les modèles d'ordres élevés. A l'opposé les modèles d'ordre 1 sont généralement conçus pour un pas de temps horaire. Les ordres intermédiaires sont adaptés à des pas de temps d'environ 10 minutes. Les périodes de moindre sollicitation du chauffage (intersaison notamment) sont sources d'erreurs plus élevées (Berthou et al., 2014).

Par ailleurs, l'analyse de la Figure 6 ne considère que les besoins de chauffage. L'erreur commise sur l'estimation des besoins de climatisation sera plus importante à résolution égale, ces besoins étant plus sensibles à la répartition des gains solaires et internes au sein des logements.

L'ordre du modèle influence également sa réponse fréquentielle, c'est-à-dire l'amplitude et le déphasage avec lesquelles sont atténuées les sollicitations en fonction de leur fréquence (saisonnaire, journalière, horaire...) (Ramallo-González et al., 2013).

Le **temps de calcul** est directement lié à l'ordre du modèle et au pas de temps. Nous indiquons dans la Figure 6 les ordres de grandeur en nombre de logements simulés par heure.

Description implicite ou explicite de l'enveloppe

La modélisation explicite ou implicite de l'enveloppe dépend directement de l'ordre du modèle. Notamment, pour être capable de représenter explicitement l'isolation thermique et sa nature (isolation par l'intérieur ou l'extérieur) et l'inertie associée, il est nécessaire d'avoir une résolution à l'échelle des composants (avec plusieurs capacités pour décrire les parois). Dans les cas où il n'y a qu'une capacité associée au bâti (avec ou sans capacité légère associée à l'air et au mobilier), la nature de l'isolation se fait de manière implicite en considérant par exemple des classes d'inertie plus ou moins lourdes (par exemple la méthode horaire de l'(EN 13790, 2008) considère 5 classes de « très léger » à « très lourd »).

Exemple	Ordre du modèle (Nombre de capacité thermique)	Erreur en énergie	Erreur en puissance*	Modélisation de la rénovation de l'enveloppe	Temps de calcul* (logement/heure)	Sources
EnergyPlus, TRNSYS, BuildSysPro	~100	Référence	Référence	Direct	100	(Sperber et al., 2020) (Zucker et al., 2020)
DIMOSIM (R _i C _e) Pléiades COMFIE (après réduction)	~10 à 20			Direct	1000	(Lefort et al., 2019)
Smart-E (R6C2)	2			Indirect	10 000	(Hedegaard et al., 2019) (Michalak 2019) (Sperber et al., 2020) (Sansregret et al., 2019)
ISO 13790 (R5C1)	1			Indirect		(Vivian et al., 2017) (Frayssinet et al., 2018)
3CL	0			Indirect	100 000	(3CL-DPE, 2012)

* Dépend du pas de temps

Figure 6 : Influence de l'ordre du modèle sur les erreurs en énergie et en puissance et le temps de calcul. Le code couleur correspond à l'atteinte complète (vert), partielle (orange) ou non (rouge) des critères de validation de (Ruiz and Bandera, 2017).

Nous avons ajouté à la Figure 6 deux cas limites :

- Les modèles statiques (sans capacité, d'ordre 0) comme la méthode 3CL (Calcul de la Consommation Conventiennelle des Logements) utilisée pour les DPE en France ("3CL-DPE," 2012).
- Les modèles multizones détaillés qui nous servent de référence et dont l'ordre s'établit entre la dizaine et la centaine selon le nombre de zones (IZUBA Energie, 2014).

Les modèles d'ordre inférieur ou égal à 1 sont valides en énergie au pas de temps mensuel (Kokogiannakis et al., 2008) mais présentent des erreurs trop importantes au pas de temps horaire, surtout pour les besoins de climatisation (Vivian et al., 2017). Ces modèles sont toutefois à même d'intégrer des comportements de gestion (ventilation notamment) au pas de temps horaire (Michalak, 2019).

Le passage à l'ordre 2 avec une capacité légère représentant l'air et le mobilier permet un gain notable de précision. (Vivian et al., 2017) ont comparé différentes architectures de modèles du premier et deuxième ordre au pas de temps horaire. (Sansregret et al., 2019) ont validé le modèle d'ordre 2 pour la prédiction des consommations de chauffage d'un parc d'un millier de bâtiments. (Hedegaard et al., 2019) ont implémenté une version modifiée de la norme ISO 13790 (ordre 1) avec une seconde capacité afin de faire une calibration bayésienne sur la consommation de chauffage urbain de 150 ménages au pas de temps horaire. (Sperber et al., 2020) ont comparé divers modèles RC au pas de temps 6 minutes avec TRNSYS. Ils concluent que les modèles d'ordres 2 (R3C2) sont adaptés à l'évaluation de potentiels de flexibilité de la demande d'un parc équipé de pompes à chaleur.

Les modèles d'ordres supérieurs réduisent les erreurs au prix d'un paramétrage plus détaillé et d'un temps de calcul plus élevé. Les capacités supplémentaires peuvent correspondre aux parois intérieures, ou à des capacités à part pour le plancher, le toit, etc. (G. Reynders et al., 2014).

En définitive, les modèles les plus adaptés à nos contraintes à l'échelle nationale nous semblent être des modèles simplifiés résistance capacité (RC) d'ordre supérieur ou égal à 2. Nous retenons un pas de temps de 10 minutes qui permet de représenter les phénomènes rapides (comme un changement de consigne de température) tout en préservant les temps de simulation adaptés au cahier des charges.

2.3.4. Zonage et couplage de zone avec des modèles RC

Littérature sur le zonage

Les modèles RC introduits précédemment avaient pour vocation de modéliser des bâtiments dans leur ensemble en considérant les parois ne donnant pas sur l'extérieur comme étant adiabatiques. Nous prenons la définition d'une zone thermique de (Shin and Haberl, 2019) comme « une partie d'un bâtiment contrôlé et maintenu par un même capteur de température, et avec une température de consigne et une programmation horaire identique »¹⁸.

Une façon simple d'avoir une simulation physique d'ordre plus élevé pour un bâti est de le décomposer en plusieurs zones thermiques (de façon analogue aux modèles multizones détaillés) et d'attribuer à chaque zone thermique un modèle RC simplifié tel qu'introduit précédemment. Le couplage des zones thermiques doit alors être considéré en incluant les échanges thermiques ainsi que les éventuels échanges de masses (ventilation) entre zones.

(Rodriguez and Fumo, 2021) ont passé en revue une grande diversité d'approche de zonage allant d'heuristiques à des méthodes prenant en compte les couplages entre zones voire des méthodes s'adaptant dynamiquement aux usagers. Dans la majorité des cas, la délimitation des zones se fait selon les types d'apports internes (solaire, métabolique...) et l'usage qui en est fait au cours du temps (cf. Figure 7).

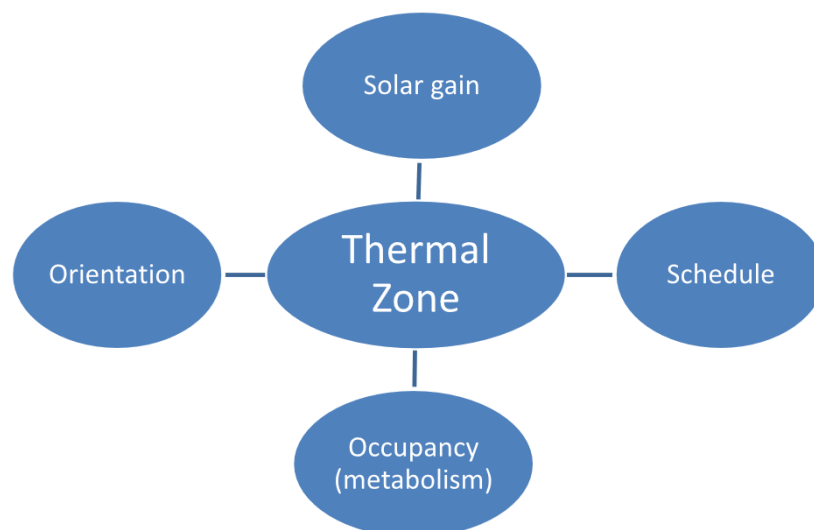


Figure 7 : facteurs influençant le choix des zones thermiques (Rodriguez and Fumo, 2021). « Schedule » désigne les températures de consignes des usages chauffages ou climatisation.

Les travaux de thèse de (Garreau, 2021) ont permis de construire des critères de parcimonie pour le zonage thermique en fonction des scénarios d'occupation et des caractéristiques des bâtiments à l'échelle urbaine. L'auteure met notamment en évidence l'importance du couplage thermique entre zones, notamment lorsque les usages et orientations sont variés au sein du bâtiment.

(Bacher and Madsen, 2011) ont mis en place une méthode de sélection de l'architecture de modèles RC par complexité croissante (*forward selection stratégie*). Pour un bâtiment sans étage, le modèle du bâti retenu est d'ordre 2 (plus la capacité des émetteurs).

¹⁸ "the portion of a building that is controlled and maintained by a single thermostat sensor that has its own setpoint and schedule" (Shin and Haberl, 2019).

(Glenn Reynders et al., 2014) ont appliqué la même méthode pour trouver la forme de modèle approprié pour simplifier des simulations multizones détaillées d'archétypes de maisons individuelles construits à partir de TABULA¹⁹. Le pas de temps considéré est de 15 minutes. Le modèle retenu est composé de deux modèles RC couplés, l'un pour la zone « jour » et l'autre pour la zone « nuit » (cf. Figure 8). En outre, seule la zone « jour » est en contact avec le sol, faisant l'hypothèse que la zone « nuit » est à l'étage.

Une approche analogue est retenue par (Berthou et al., 2019) en modélisant les zones chauffées et non chauffées avec deux modèles R6C2 couplés.

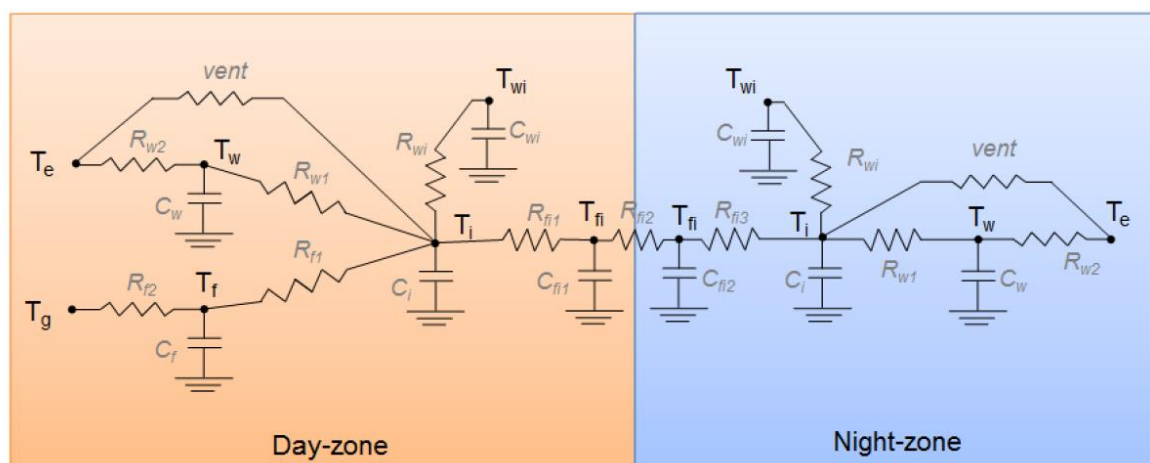


Figure 8 : Structure du modèle simplifié identifiée par (Glenn Reynders et al., 2014) : « La zone jour est modélisée avec un modèle RC d'ordre 5 avec : un nœud d'air (T_i), un nœud pour les murs extérieurs (T_w), un nœud pour les murs intérieurs (T_{wi}), un nœud pour le plancher (T_f) et un nœud entre les zones jour et nuit (T_{fi}). La zone nuit est modélisée avec un modèle d'ordre 4 avec : un nœud d'air (T_i), un nœud pour les murs extérieurs (T_w), un nœud pour les murs intérieurs (T_{wi}) et un nœud pour le plancher entre la zone jour et la zone nuit (T_{fi}). Les apports internes et les paramètres associés ne sont pas figurés. »

Alternativement (Shen et al., 2018) ont proposé une version modifiée du modèle R5C1 de (EN 13790, 2008) qui intègre les parois mitoyennes de manière non adiabatique sans augmenter l'ordre du modèle. Ils proposent simplement de modifier les résistances des parois opaques (pour intégrer les conditions aux limites entre étages) et les résistances des menuiseries (pour intégrer les conditions aux limites de parois internes).

De même, de façon hybride, (Goyal and Barooah, 2012) sont partis d'un ensemble de modèles RC couplés pour leur appliquer des méthodes de réduction.

Choix retenus pour le zonage

Nous retenons de la littérature la nécessité de faire la distinction entre plusieurs zones. Cette distinction est paramétrable à l'échelle nationale à partir de nos données d'enquête (cf. Chapitre 3) et permet d'intégrer la diversité d'usage des logements (proportion de surface chauffée, diversité des consignes de température, répartition des apports internes...) Nous passons ici en revue les principaux choix retenus.

Passage d'une description par pièce à une description par zone

Nous verrons dans le chapitre suivant, que les données d'enquêtes dont nous disposons permettent pour chaque logement de décrire pièce par pièce les informations suivantes :

- Surface de plancher et fonction (par exemple cuisine, chambre, salon, etc.)

¹⁹ Les auteurs notent certains choix arbitraires dans la construction de cet archétype détaillé du fait du manque de détail pour paramétrer plusieurs zones. La validation de l'archétype n'est en outre possible qu'en énergie et pas en puissance.

- Surface vitrée.
- Statut d'occupation de la pièce en fonction des heures de la journée.
- Présence ou non d'usages thermiques (chauffage, climatisation) et température de consigne horaire.

In fine, la méthode de zonage retenue consiste pour chaque logement à :

- Calculer pour chaque pièce, à partir des données d'enquête, l'ensemble des apports internes :
 - Les apports liés au métabolisme des personnes présentes. L'hypothèse est faite que les gains thermiques liés au nombre d'occupant.es sont répartis entre le nombre de pièces déclarées occupées pour chaque heure de la journée. Hormis le cas où personne n'est présent (et où les gains sont nuls), le logement est considéré occupé par la totalité des occupant.es (pas d'absence partielle).
 - Les apports solaires connaissant la surface vitrée de la pièce, en supposant une répartition uniforme des orientations telle que décrite dans la base DPE.
 - Les apports liés à la consommation spécifique d'énergie, connaissant l'usage de la pièce (par exemple les usages de cuisson sont attribués à la cuisine, etc.).
- Regrouper ensuite les pièces en zones selon 3 types : les chambres chauffées (**zone nuit**), les autres pièces chauffées (**zone jour**) et les pièces non chauffées (**zone non chauffée**). L'analyse des résultats de l'enquête chauffage (Durand-Daubin et al., 2022) a en effet montré que :
 - La gestion des consignes de chauffage est majoritairement (59 %) différenciée entre les pièces de jour et les pièces de nuit (cf. Tableau 3).
 - Une fraction significative (12 % en moyenne) de la surface habitable des logements n'est pas chauffée.

Tableau 3 : répartition des principaux types de gestion du chauffage pour les logements chauffés à l'électricité (Moreau et al., 2022)

	Pas de gestion temporelle du chauffage La température de consigne reste presque constante (moins de 0,5°C d'écart) entre le jour et la nuit	Gestion temporelle du chauffage Des réduits de températures importants (2°C) ont lieu quand les pièces ne sont pas occupées ou que les occupant.es dorment
Pas de gestion spatiale du chauffage Les pièces de la zone jour et de la zone nuit ont des températures de consignes identiques.	Aucune gestion (20 %)	Gestion temporelle uniquement (21 %)
Gestion spatiale du chauffage Les pièces de la zone nuit ont des températures plus basses (1,5°C) que celles de la zone jour	Gestion spatiale uniquement (10 %)	Gestion spatio-temporelle (49 %)

Zonage adaptatif entre chauffage et climatisation

La méthode de zonage est appliquée de manière saisonnière (Figure 9). En hiver d'une part en discriminant entre zones chauffées (jour et nuit) et zone non chauffée, et en été d'autre part en discriminant entre zones climatisées (jour et nuit) et zone non climatisée. En effet, les usages de climatisation et de chauffage peuvent avoir lieu dans des pièces différentes, les pièces naturellement les plus froides en hiver (en contact avec le sol et avec de faibles apports internes) étant moins sujettes au risque de surchauffe en été. La fraction de la surface des logements climatisée est aussi généralement significativement plus faible (29 % en moyenne, source Enquête Rafrachissement) comparée à la fraction de la surface chauffée (88 %, source Enquête Chauffage).

In fine, nous choisissons une priorisation du zonage qui privilégie :

- Le type de pièce (jour / nuit) que nous considérons suffisamment corrélé aux apports internes et à la gestion des systèmes énergétiques.
- La distinction entre la présence ou l'absence d'usages thermiques.

Comme illustré dans la Figure 9 ce zonage peut être représenté avec seulement 3 zones en été comme en hiver : les chambres chauffées (ou climatisées) (**zone nuit**), les autres pièces chauffées (ou climatisées) (**zone jour**) et les pièces non chauffées (ou non climatisées) (**zone non chauffée** ou **non climatisée**).

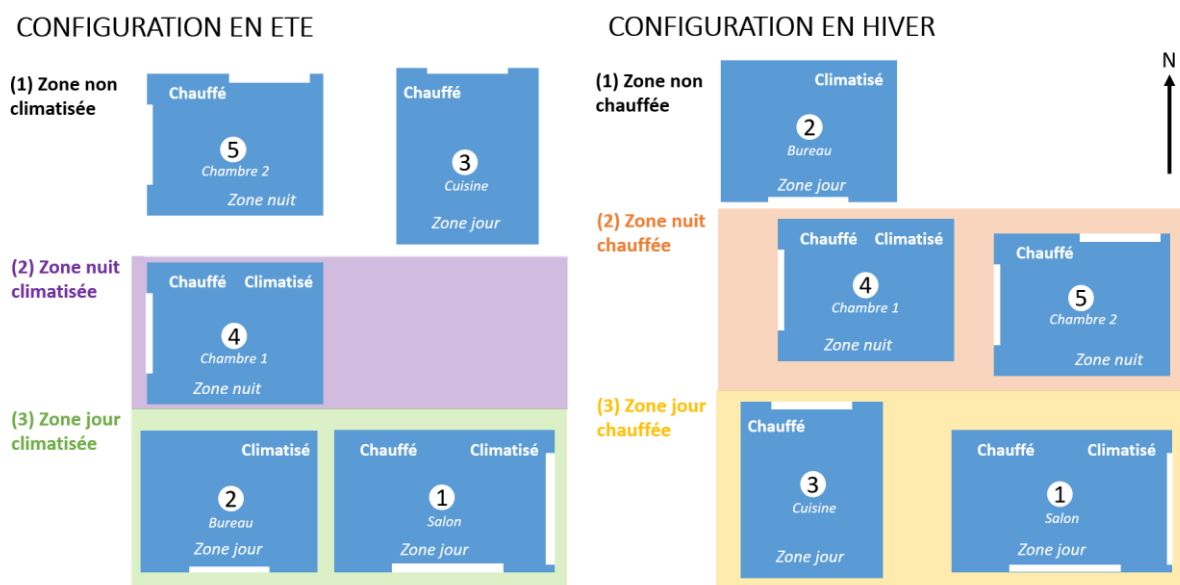


Figure 9 : méthode de zonage adaptatif retenue. La configuration dépend de la saison et de la fonction de chaque pièce. Les pièces sont regroupées en zone en fonction des usages thermiques requis. Les apports internes (apports solaires, liés aux occupants et aux appareils) sont regroupés par zone.

Deux autres priorisations du zonage seraient possibles :

- Par équipements principaux de chauffage en appliquant des méthodes de partitionnement automatique pour minimiser l'hétérogénéité d'énergies ou d'équipements au sein de chaque zone (exemple regrouper ensemble les pièces ayant des radiateurs sur la même boucle d'eau et en mettant à part celles ayant des radiateurs électriques, en distinguant les appoints spatiaux électriques dans un chauffage au gaz, en distinguant les pièces desservies par une PAC et celles avec des radiateurs électriques).
- Par étage, dans les maisons individuelles ayant des combles habités ou un étage, afin de mieux prendre en compte les particularités de conditions aux limites et l'inertie éventuelle entre les étages.

Couplage entre zones et répartition des conditions aux limites

Les informations d'enquêtes ne permettent pas de connaître précisément pièce par pièce les conditions aux limites (surface et nature des parois au contact avec l'extérieur ou des pièces adjacentes, extraction d'air, ouvertures). Des hypothèses doivent donc être faites pour le couplage entre zones et la répartition des conditions aux limites. Les couplages sont faits entre chaque zone en modélisant une paroi supplémentaire liée au nœud d'air de chaque zone (cf. Figure 10 et Figure 11). La résistance inclut le terme de convection intérieure et la conduction au sein de la paroi.

Les hypothèses sur les surfaces d'échange entre zones et leur nature (isolation, capacité thermique) ont fait l'objet d'une analyse de sensibilité. Nous avons comparé un couplage faible (paroi en béton, faible surface d'échange entre les zones) et un couplage fort (murs légers en plâtre, surface d'échange élevée) entre une zone chauffée et une zone non chauffée en période hivernale (Figure 10 et Figure 11). Les conclusions sont une variabilité de l'ordre de 15 % de CV(RMSE)²⁰ et 10 % de NMBE²¹. Dans notre cas, les incertitudes sur le couplage entre zones fait qu'introduire un nombre élevé de zones pourrait introduire plus d'incertitude que cela n'apporterait de précision au calcul thermique.

Les particularités des pièces humides faisant l'objet d'extraction d'air humide ne sont pas prises en compte. Ces pièces sont intégrées dans l'ensemble de la zone « jour » qui a un renouvellement d'air global.

En l'état, les conditions aux limites sont réparties de façon uniforme entre les zones. Les températures du sol sont calculées selon un modèle de diffusion par conduction dans un milieu solide semi-infini (Jannot and Moyne, 2016).

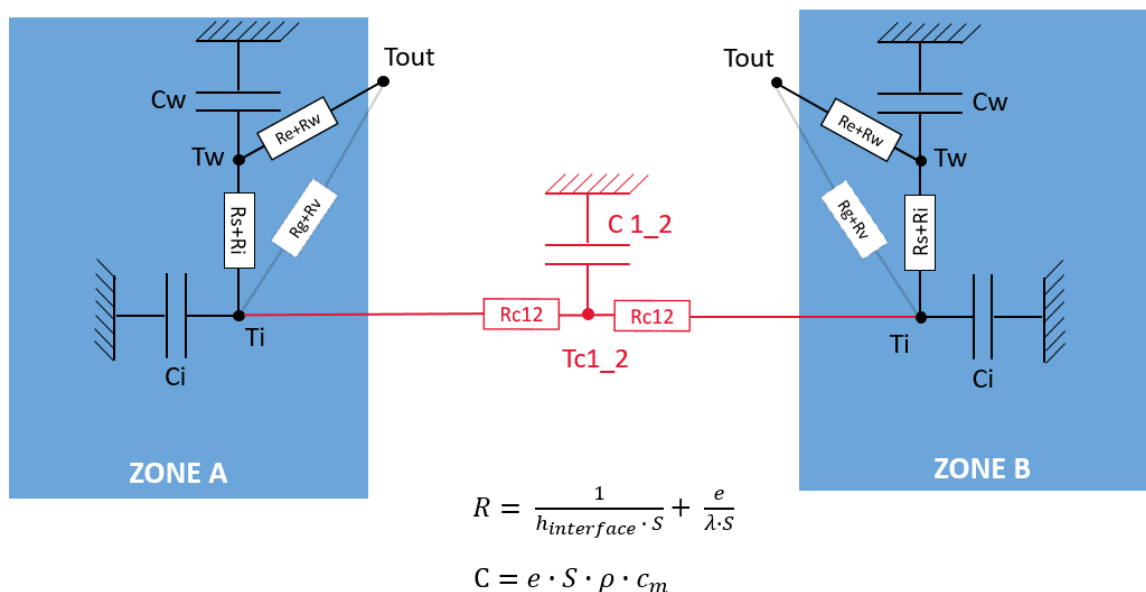


Figure 10 : couplage entre les nœuds d'air de deux zones. Le calcul de la valeur de la capacité est indiqué à titre indicative. Pour une estimation plus rigoureuse, la mise en œuvre de la méthode de l'annexe C de la norme (NF EN 13786, 2017) serait nécessaire.

²⁰ Coefficient de variation de l'erreur quadratique moyenne, cf. définition au chapitre 4.

²¹ Biais normalisé moyen, cf. définition au chapitre 4.

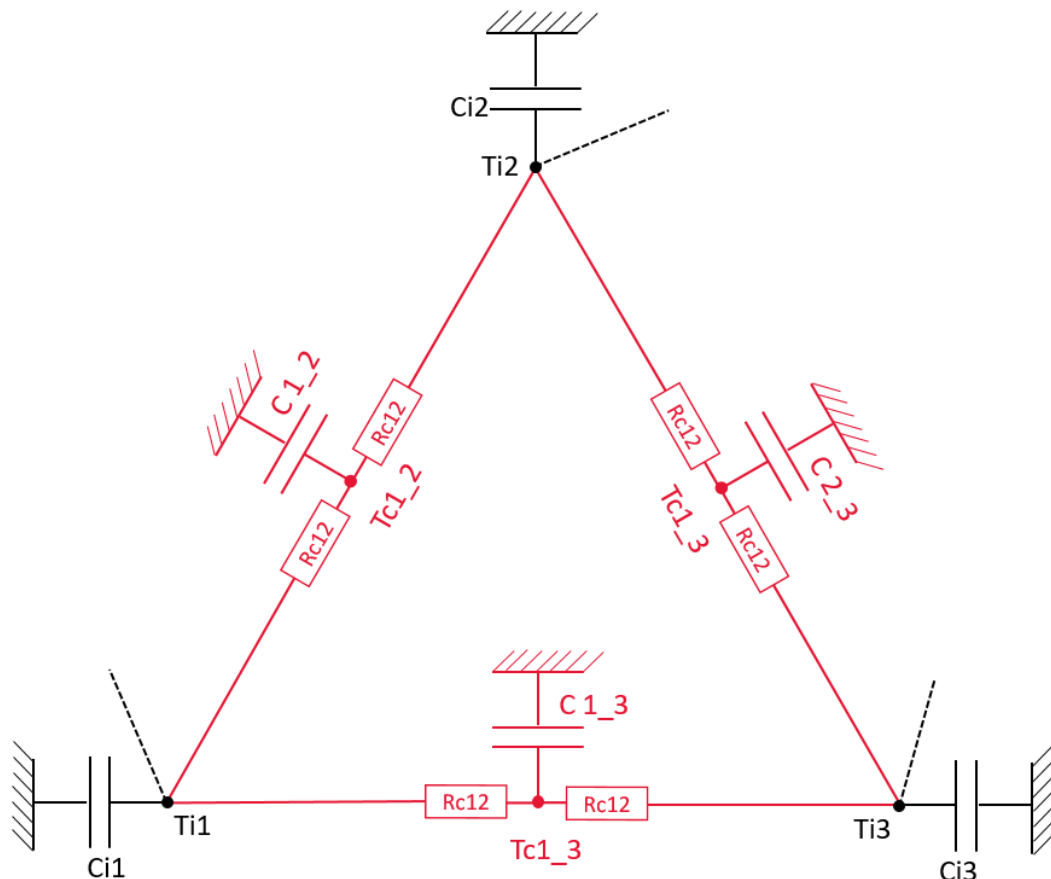


Figure 11 : ensemble des couplages entre les 3 zones retenues (le modèle RC de chaque zone n'est pas détaillé)

Perspectives sur le zonage

Dans l'Enquête Rafraîchissement (cf. 3.1.2) l'étage de chaque pièce est connu, de même que la nature du plancher (léger, lourd), ce qui permettrait une meilleure séparation des pièces ayant des conditions aux limites proches.

D'autres perspectives identifiées dans la littérature pourraient être mises en œuvre, par exemple avec des micro-zones adaptatives pour adapter au mieux le contrôle des usages thermiques. En partant d'un modèle d'ordre plus élevé (une zone par pièce) et en regroupant les pièces en fonction des besoins thermiques issus de ce pré-calcul. Cependant, l'absence d'information sur la nature des murs exclut notamment certaines méthodes de regroupement automatiques (*split and merge*) des pièces en zones.

2.3.5. Dépendance des infiltrations à la température et au vent

La plupart des modèles statistiques visant à prédire la courbe de charge intègre la vitesse du vent en plus de la température de l'air extérieur, par exemple à EDF (Thouvenot et al., 2016), au RTE (Özkizilkaya, 2014) ou pour des applications académiques (Ihsane, 2020). Au cours de nos travaux, nous avons en outre constaté que si cette dépendance n'était pas prise en compte, les écarts entre les simulations et les courbes de charges de référence du parc (4.2.1) présentaient un biais dépendant de la température et de la vitesse du vent. Nous avons donc considéré nécessaire de prendre en compte cette dépendance par le biais d'un facteur d'infiltration qui vient modifier le taux de renouvellement d'air en fonction de l'écart de température et de la vitesse du vent :

$\text{taux de renouvellement d'air} = \text{taux normal} \times \text{facteur d'infiltration} (\Delta T, \text{vitesse vent})$

Nous avons retenu dans la suite le modèle linéaire ci-dessous, proposé par (Coblentz and Achenbach, 1963) avec les valeurs des coefficients par défaut issues d'EnergyPlus (A = 0,606, B = 0,03636, C = 0,1177) sur la base des recommandations de l'ASHRAE (Crawley et al., 2000).

$\text{taux de renouvellement d'air} = \text{taux normal} \times [A + B(|T_{int} - T_{ext}|) + C \times \text{vitesse vent}]$

2.4. Modélisation des systèmes énergétiques

La résolution adéquate pour les systèmes énergétiques est liée à celle du bâti. Le cadre de modélisation retenu est d'abord présenté, puis la modélisation d'un certain nombre d'équipements des systèmes énergétiques (générateur, émetteur, ballon pour la production et de stockage d'Eau Chaude Sanitaire ou encore ballon de stockage thermique couplé à une boucle d'eau).

2.4.1. Approche

Nous reprenons dans ce travail le cadre proposé par (Blervaque, 2014) en définissant le système énergétique comme l'ensemble des équipements de génération, de distribution, de stockage et d'émission de chaleur. Nous définissons l'ordre du système énergétique comme le nombre d'équations différentielles nécessaires à le décrire. Ce qui correspond au nombre de nœuds de température représentés avec une inertie. De façon analogue à la section précédente, nous cherchons à déterminer l'ordre de ces systèmes énergétiques (cf. Figure 12) afin qu'il soit :

- Suffisamment élevé pour définir les grandeurs d'intérêt nécessaires à la régulation du système et aux calculs thermiques pour le bâti,
- Tout en restant paramétrable pour l'ensemble des systèmes énergétiques à l'échelle du parc de logements modélisés.

Nous détaillons dans les sections suivantes l'ensemble des choix faits pour les équipements de génération, de distribution, d'émission et de stockage de chaleur.

Exemple (description)	Ordre du modèle (N de capacités thermiques)	Température de circuit d'eau	Perte distribution et génération	Régulation	Temps de calcul supplémentaire (pour 1000 logements)	Sources
Modèle détaillé	>> 3	Oui	Oui	<i>idem</i>	>> heures	(Blervaque et al., 2012)
BuildSysPro (émetteur + distribution + générateur)	3	Oui	Oui	<i>Idem infra</i> performance du générateur variable		(Blervaque, 2014) chapitre 2
Emetteur + distribution/stockage	2	Oui	~	<i>Idem infra</i> loi d'eau		
Inertie émetteur/fluide	1	~	Non	<i>Idem infra</i>	+5%	(Sperberg et al., 2020)
Pas d'inertie	0	Non	Non	Boucle ouverte / fermée puissance minimale anti cycle court	Référence (17s)	

Figure 12 : différents ordres possibles pour la modélisation des systèmes énergétiques

2.4.2. Modélisation de la génération

Pompes à Chaleur

Phénomènes modélisés

Nous modélisons les pompes à chaleur (PAC) avec des modèles polynomiaux analogues à ceux de (Morisot et al., 2006) qui représentent l'évolution du COP et de la puissance thermique maximale en fonction des températures du fluide frigorigène et de la température de l'air extérieur (Figure 13). Dans le cas des PAC air/eau, la température de l'eau fournie par la machine est supposée dépendre uniquement des émetteurs installés (35°C pour un plancher chauffant à eau, 45°C pour des radiateurs basse température et 55°C pour des radiateurs classiques). Cette distinction permet de prendre en compte les COP plus bas lorsque les PAC sont installées en rénovation sans changement d'émetteurs et fournissant donc de l'eau à température élevée (Miara, 2014).

$$P_{th} = P_{thNom} * [1 + a_1 * (T_e - T_{eNom}) + a_2 * (T_f - T_{fNom})]$$

$$\left(\frac{P_a}{P_{th}}\right) = \left(\frac{P_a}{P_{th}}\right)_{Nom} * (b_1 + b_2 * \Delta T + b_3 * \Delta T^2); \text{ où } \Delta T = \left(\frac{T_e}{T_f}\right) - \left(\frac{T_e}{T_f}\right)_{Nom}$$

P_a : Puissance électrique (W)
 P_{th} : Puissance thermique (W)
 P_{aNom} : Puissance électrique nominale (W)
 P_{thNom} : Puissance thermique nominale (W)
 a_1, a_2, b_1, b_2, b_3 : Coefficients constants
 T_e : Température extérieure (K)
 T_f : Température de fluide (K)
 T_{eNom} : Température extérieure nominale (K)
 T_{fNom} : Température de fluide nominale (K)

Figure 13 : modèle de PAC (Morisot et al., 2006)

Les polynômes sont interpolés à partir des données de certification de (Keymark, 2022) pour les PAC air/eau) et celles de (Eurovent Certita, 2022) pour les PAC air/air. Les données sont obtenues selon la norme ("NF EN 14825," 2018) (cf. Figure 14). Ces données d'essais prennent en compte la réduction des performances en raison du dégivrage à basse température par temps humide (typiquement de 0° à 7°C).

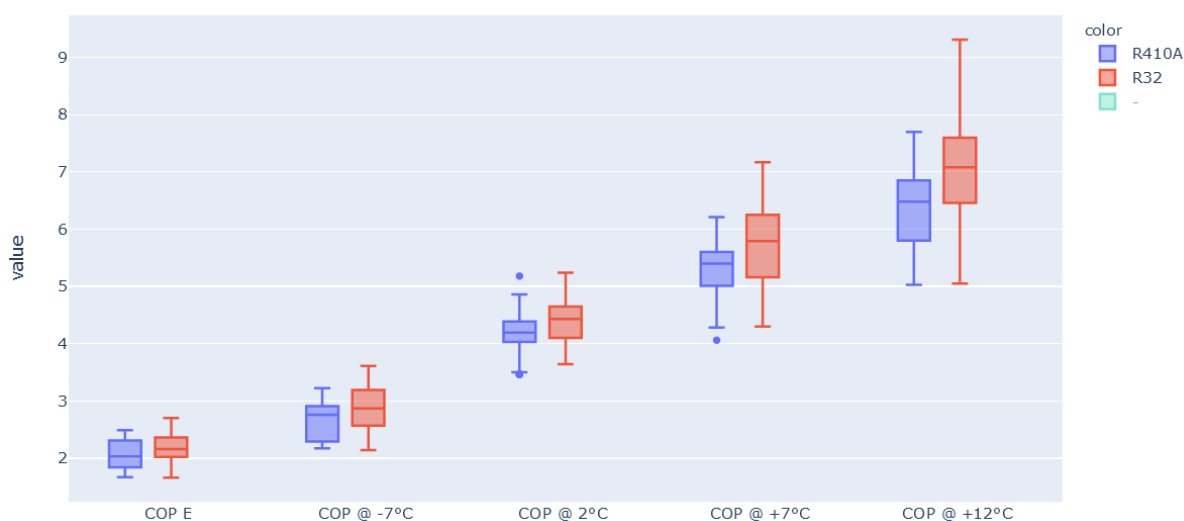


Figure 14 : distribution des COP de PAC air/eau pour les points de fonctionnement de la norme EN14825 récupérés dans les données Keymark selon le type de fluide. Le point de fonctionnement E correspond à la température de bivalence²², lorsqu'elle est inférieure à -7°C.

²² La température bivalente est « la température extérieure la plus basse à laquelle la pompe à chaleur est déclarée avoir une puissance permettant de satisfaire 100 % de la charge de chauffage sans dispositif de chauffage d'appoint, qu'il soit intégré à l'appareil ou non » (NF EN 14825)

Prise en compte des performances réelles des PAC, des appoints et du cyclage

Toutefois, ces données réalisées en conditions normatives peuvent ne pas être représentatives des conditions de fonctionnement réelles. (O’Hegarty et al., 2022) mentionnent notamment les différences entre les climats par défaut des normes et les climats réels, les pertes de distributions et le cyclage qui a lieu lorsque les besoins thermiques sont plus faibles que la puissance thermique minimale que peut fournir la PAC.

Des campagnes de mesures à l’échelle européenne ont permis de s’assurer des valeurs *in-situ* des COP saisonniers, de l’ordre de 3 pour des PAC air/eau à moyenne température (55°C). Pour une analyse détaillée, nous renvoyons au Tableau 48 de la section 5.1.4. Nous nous sommes donc assurés que les valeurs moyennes de nos modèles polynomiaux étaient cohérentes avec les performances mesurées *in-situ*.

Le dimensionnement de la puissance thermique de chauffage installée dans les logements est supposé suivre la méthodologie du DTU PAC (“NF DTU 65.16 PAC,” 2017). L’enquête rafraîchissement a montré une concordance satisfaisante entre les préconisations et les puissances effectivement installées au sein des logements enquêtés équipés de PAC (cf. section 3.3.6).

Pour les PAC air/eau, des résistances à effet Joule d’appoint (« appoints ») sont prévues lorsque la température de la boucle d’eau n’atteint pas la consigne. Ils ne sont pas pris en compte dans les conditions normatives. D’après le DTU PAC (“NF DTU 65.16 PAC,” 2017), le système de chauffage doit être dimensionné pour couvrir au moins 120 % des besoins thermiques du bâtiment à la température extérieure de base²³. La PAC doit couvrir 80 % à 100 % des besoins thermiques à la température extérieure de base, le reste étant couvert par l’appoint. Selon le dimensionnement, l’appoint peut donc couvrir 20 % à 40 % des besoins à la température de base. Si la puissance des appoints installées est supérieure à 3 kW, elle doit être étagée en plusieurs niveaux de puissances (en général par palier de 1, 2 ou 3 kW).

A partir de modèles de PAC air/eau pour 32 villes représentatives de la diversité du climat français, la part moyenne des besoins couverts par l’appoint Joule de la PAC est calculée²⁴. Le COP est ainsi dégradé pour tenir compte des déclenchements des appoints Joule, pour chaque température d’air extérieur moyenne en France. Le même traitement permet de prendre en compte l’effet du cyclage. La prise en compte des appoints se fait donc de manière moyennée à l’échelle du parc. Le déclenchement à l’échelle de chaque logement serait un développement supplémentaire.

Pour les PAC air/air, le dimensionnement se fait à 120 % des besoins thermiques à la température de base. Aucun appoint n’est considéré. Les modèles polynomiaux des PAC air/air prennent en compte le cyclage de la même manière que les modèles de PAC air/eau.

Nous n’avons pas pris en compte de modèle pour les PAC géothermique qui sont minoritaires à l’échelle du parc.

Enfin, en l’absence de modèle d’humidité relative au sein des zones du logement, l’influence de l’humidité relative (notamment au niveau des condenseurs) n’est pas prise en compte.

²³ Les températures extérieures de base de chaque département sont définies dans la norme NF EN 12831. Elles varient de -2°C à -29°C en France métropolitaine, selon la zone climatique et l’altitude.

²⁴ Les PAC air/eau sont dimensionnées à 80 % des déperditions à la température de base de chaque climat, pour un logement représentatif du parc.

Ordre du modèle

Aucune inertie thermique n'est modélisée pour la génération. Nous minimisons donc l'effet de la remise en température des chaudières, des résistances à effet Joule, etc. Les dynamiques de remises en route des systèmes sont donc moins réalistes.

Bi équipement

Il est important de noter que les PAC air/eau peuvent faire l'objet d'un couplage avec d'autres équipements, notamment pour la production d'ECS ou des ballons de stockage utilisés pour effacer ponctuellement la consommation de la PAC.

Chauffage à effet Joule

Les résistances à effet Joule sont considérées parfaites avec un rendement de 100 %.

Autres sources

Les chaudières (quel que soit le combustible) sont modélisées uniquement par un rendement constant entre le besoin de chauffage à fournir et la quantité d'énergie finale consommée. Nous reprenons les valeurs par défaut de la méthode ("3CL-DPE," 2012).

2.4.3. Modélisation des émetteurs

Nous faisons principalement une distinction entre les cas qui nécessitent ou non la modélisation de l'inertie.

Emission directe

Les émetteurs directs n'ont pas de capacité associée, la puissance générée est considérée directement émise dans la zone associée. Seules les fractions radiative et convective peuvent varier selon le type d'émetteur (cf. Tableau 4).

Nous considérons comme des émetteurs directs les radiateurs et convecteurs électriques (y compris panneaux rayonnants), les émetteurs des PAC air/air, les poêles, cheminées et inserts.

Emetteurs ayant une inertie

Les émetteurs ayant une inertie peuvent être de 2 types :

- Plancher chauffant (plancher rayonnant électrique, plancher chauffant à eau)
- Des émetteurs de type « radiateur » : électrique à accumulation (forte inertie) ou à fluide caloporteur ou faible inertie (chaleur douce), à eau via un réseau d'eau chaude alimenté par un équipement générateur.

Pour ces émetteurs, nous reprenons le modèle RC du système énergétique de (Blervaque, 2014), soit la relation entre la puissance de l'émetteur, sa conductance et l'écart de température entre sa température moyenne et celle de l'air. Sachant la puissance et l'écart de température nominal de l'émetteur, nous estimons la conductance (l'inverse de la résistance).

Connaissant le temps caractéristique de chaque type d'émetteur (Tableau 4) nous déterminons une capacité associée sachant $\tau = RC$.

In fine, les émetteurs sont modélisés par une résistance et une capacité qui dépendent des caractéristiques du système. La température au nœud est semi-physique dans le sens où elle n'a pas vocation à représenter fidèlement la température de l'ensemble « fluide caloporteur et émetteurs ». La puissance du générateur est injectée au niveau de ce nœud.

Le cas des planchers chauffant est plus complexe puisque l'émetteur est intégré dans le bâti (cf. chapitre 2.3 de (Blervaque, 2014)). Afin d'éviter d'ajouter une inertie supplémentaire à l'ensemble, la capacité thermique de l'émetteur est donc soustraite à la capacité thermique du bâti.

Tableau 4 : Synthèse des fractions radiatives et des constantes de temps des principaux émetteurs proposé par (Berthou, 2013b) d'après (Béziau, 1997) et (Dehausse, 1988).

Type de système	Part radiative (%) « b »	Constante de temps
Radiateur à eau, panneau triple à ailettes	15%	10 à 30 minutes
Radiateur à eau, panneau double non aileté	30%	10 à 30 minutes
Radiateur à eau, panneau simple	50%	10 à 30 minutes
Convecteur électrique	8%	< 1 minute
Système à air pulsé (Ventilo convecteur, bouche de ventilation)	0%	< 1 minute
Ventilo convecteur à eau	0%	< 1 minute
Panneau radiant	20 à 40%	30 minutes
Plafond chauffant sans entrées d'air	95%	"inerte" ~20 min
Plafond chauffant avec entrées d'air	60%	"inerte" ~20 min
Plancher chauffant	70 à 80%	" très inerte" (1 h à 5 h)

2.4.4. Modélisation de la distribution et de la régulation

La distribution entre générateurs et émetteurs est supposée parfaite et n'est pas modélisée. Les pertes de distribution sont donc négligées.

La loi d'eau suivie par les PAC est supposée dépendre uniquement des émetteurs installés (plancher chauffant, radiateur basse température, radiateur haute température). Elle se traduit uniquement en termes de température nominale de l'émetteur.

En l'absence de modélisation des sondes de température, la régulation est supposée parfaite : à chaque pas de temps, la puissance nécessaire au pas de temps suivant pour atteindre la consigne est calculée, dans la limite de la puissance maximale que peut fournir le générateur. La régulation se fait directement sur la température d'air.

A l'échelle du parc, il n'est pas utile de représenter les durées d'anti court-cycle²⁵ ou les puissances minimales de fonctionnement (par exemple la régulation des radiateurs électriques avec des thyristors) car le foisonnement fait disparaître ces singularités. Une fois agrégé, il est équivalent d'avoir une régulation proportionnelle ou des régulations en « tout ou rien ».

2.4.5. Production et stockage d'Eau Chaude Sanitaire (ECS)

Contrairement aux autres équipements, la modélisation de la production et du stockage d'ECS est relativement indépendante du modèle de bâti. Afin d'éviter un couplage des modèles, nous retenons les choix de modélisation suivants :

²⁵ Un anti court-cycle est une règle de régulation qui empêche un système de fonctionner moins qu'une durée minimale (par exemple 60 secondes). Cela pour éviter une oscillation trop rapide autour de la température de consigne.

- Un profil de température ambiante moyen est pris comme condition aux limites des chauffe-eaux selon la température de chauffage du ménage, le jour de l'année et que le chauffe-eau est situé en zone chauffée ou non chauffée.
- Les simulations des chauffe-eaux sont lancées.
- Pour les chauffe-eaux situés en zones chauffées, les pertes sont transmises au modèle de bâti comme des apports thermiques.

En France, la production électrique d'ECS a la particularité d'être fréquemment asservie à des périodes d'heures pleines / heures creuses (HP/HC). Dans ce cas, la production d'ECS n'est possible que lors des périodes d'heures creuses. Il est à noter qu'un tarif HP/HC est une condition nécessaire mais pas suffisante à cet asservissement puisque la présence d'un contacteur pour l'asservissement effectif de la production est nécessaire. Parmi les 80 % des ménages en HP/HC équipés d'ECS électrique il est estimé que jusqu'à 20 % n'ont pas de contacteur ou un contacteur défaillant (Béjannin et al., 2018). Les ménages peuvent également déroger manuellement aux périodes d'heures creuses (mise en marche forcée du ballon), ce que nous ne modélisons pas.

Il importe de noter que l'asservissement du ballon réduit d'environ 10 % la consommation du ballon par rapport à un ballon non asservi, la température de l'eau du ballon étant ainsi plus basse en moyenne sur la journée, les déperditions thermiques sont moindres. En effet, un chauffe-eau non asservi ramène le ballon à la température nominale dès que les soutirages d'eau chaude ou les pertes thermiques font passer la température sous un seuil.

Chauffe-Eau à effet Joule (CEJ)

Nous implémentons le modèle de ballon stratifié à 10 couches développé par (Koch, 2012) tel que simplifié et validé dans (Béjannin, 2020). L'implémentation est codée en Python sous forme de modèle d'état.

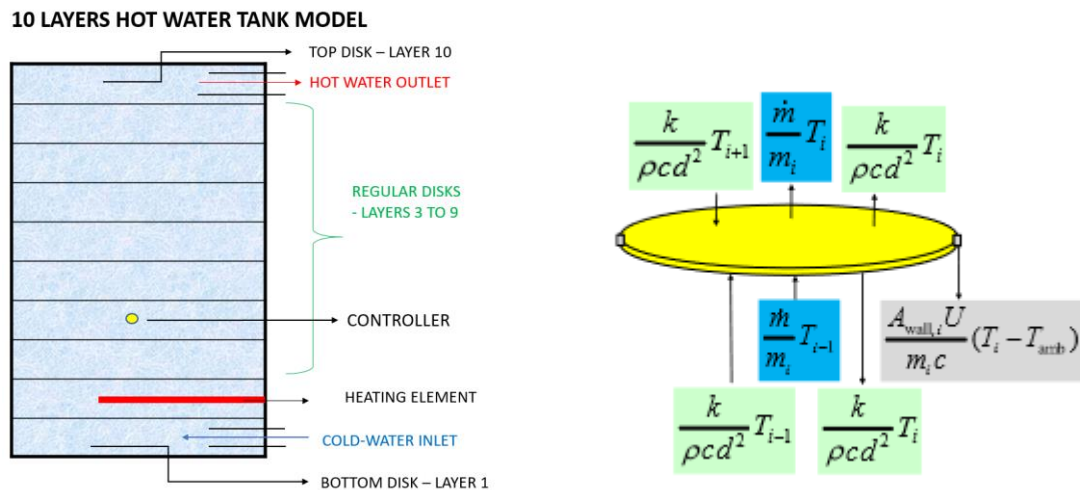


Figure 15 : (gauche) décomposition du ballon en couches et principaux éléments (résistance chauffante, contrôleur, arrivée et départ d'eau) (Angamuthu, 2022)

(droite) principaux phénomènes physiques (hors puissance injectée) dans chaque couche ordinaire du modèle de (Koch, 2012)

Les principales hypothèses de modélisation sont rappelées ici :

- Le modèle est unidimensionnel avec un bilan de masse et d'énergie pour chaque couche, en contact avec les parois isolées du ballon et les couches adjacentes (cf. Figure 15).
- La puissance est injectée au niveau de la résistance (Chauffe-Eau à effet Joule **CEJ**) ou de l'échangeur de chaleur (Chauffe-Eau Thermodynamique **CET**).

- La régulation de la température est assurée par un contrôleur hystérétique qui maintient la température entre une température minimale et maximale avec une bande morte (typiquement de quelques degrés). Le contrôleur est situé au tiers inférieur du ballon.
- Un contacteur peut empêcher le chauffage en heures pleines.
- Le soutirage d'eau chaude est effectué par le haut du ballon, l'arrivée d'eau froide est en bas du ballon.
- L'heuristique de mélange parfait lors du chauffage du ballon pour prendre en compte la convection proposée par (Béjannin, 2020) est implémentée. Cette heuristique est nécessaire pour éviter des inversions de températures non physiques. Nous la préférons à l'heuristique proposée par (Koch, 2012) qui dépend du pas de temps retenu.
- Le pas de temps est fixé à 10 minutes.

La Figure 16 illustre les résultats de la simulation d'un ballon unique en fonction des soutirages (en bleu) et des périodes d'heures creuses (en orange). Les températures des différentes couches sont représentées. Nous voyons l'influence des pertes thermiques hors soutirage sur les premiers pas de temps, suivi d'une diminution de la température dominée par les soutirages successifs. Du fait de la période d'heure pleine choisie ici, aucune puissance n'est injectée avant le 130^{ème} pas de temps. En raison de l'heuristique de mélange parfait, la température de toutes les couches s'élève alors uniformément jusqu'à atteindre la consigne.

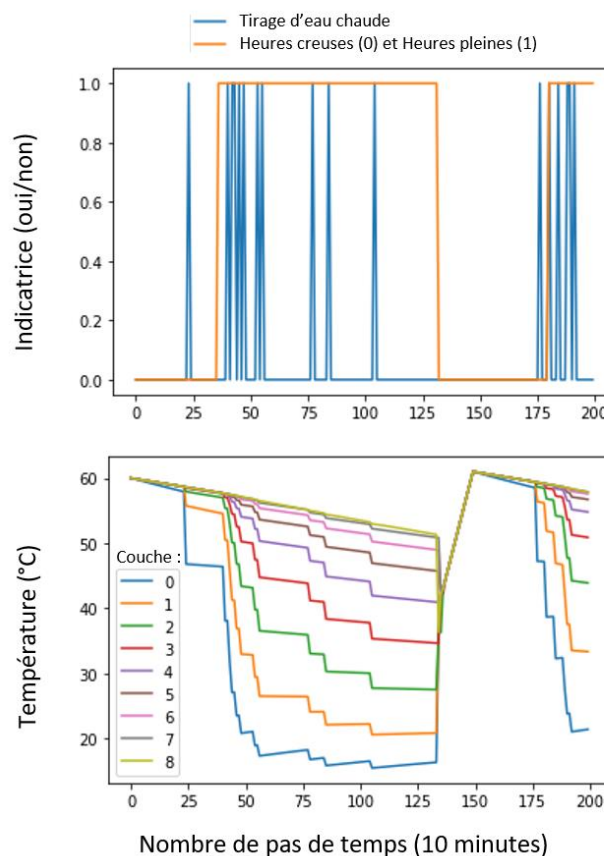


Figure 16 : (haut) séquences de soutirage et fonction indicatrice des périodes d'heures pleines (1 = heure pleine, 0 = heure creuse) (bas) évolution de la température des couches (°C) d'un ballon

Chauffe-Eau Thermodynamique (CET)

Modélisation thermique

La modélisation du ballon d'un CET est analogue à celle d'un CEJ. Seul le modèle de système de production change, puisqu'au lieu d'une résistance chauffante, le mode de chauffage principal est un échangeur de chaleur couplé à une PAC. Nous reprenons le modèle simplifié d'échangeur proposé par (Béjannin, 2020) sur la base des travaux de modélisation détaillée et validée expérimentalement de (Deutz, 2018). La limitation de cette approche est que nous ne disposons que du modèle d'échangeur d'un unique CET, qui n'est donc pas représentatif de l'ensemble du parc et des technologies d'échangeurs possibles.

Ce modèle simplifié consiste en un polynôme qui détermine la température au niveau du condenseur sachant la température de l'eau dans le ballon au niveau de l'échangeur (cf. Figure 17). La température nécessaire au condenseur est utilisée dans le modèle de PAC tel que décrit à la section précédente et permet de connaître le COP et la puissance thermique délivrée dans ces conditions de fonctionnement. La température de source froide dépend de la localisation du CET (dans une pièce chauffée ou non chauffée) et de son type (split ou monobloc).

La puissance thermique est cédée à l'eau dans le ballon le long de l'échangeur selon l'écart de température entre le fluide de l'échangeur et chaque couche du ballon (Béjannin, 2020).

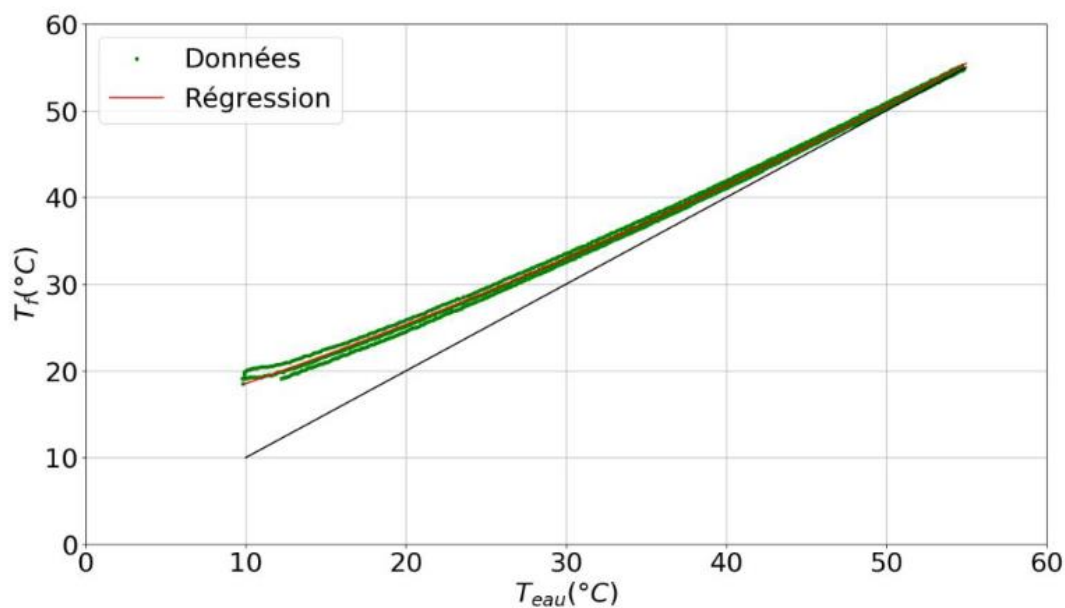


Figure 17 : régression établie par (Béjannin, 2020) à partir des données de (Deutz, 2018) entre la température du fluide dans le condenseur (T_f) et la température de l'eau dans le ballon au niveau de l'échangeur (T_{eau}). La bissectrice correspond à un modèle négligeant les résistances de convection au niveau du condenseur imposant l'égalité entre la température d'eau dans le ballon et la température du fluide.

Règles de fonctionnement des appoints des CET

Les règles de déclenchement des appoints Joule peuvent varier selon les constructeurs. Ils peuvent se déclencher à partir d'une température fixe de l'eau stockée, à partir d'une durée fixe de fonctionnement. Le déclenchement des appoints peut en outre être limité à des périodes de « confort » définies par les utilisateurs au niveau de leur système (Règles de l'Art Grenelle Environnement 2012, 2014).

PAC double service

Modélisation des PAC double service

Dans le cas d'une PAC air/eau double service (boucle d'eau chaude pour le chauffage et production d'ECS), nous considérons un générateur commun dont la puissance thermique peut être dédiée à l'un ou l'autre des usages de façon exclusive.

Priorité entre usages et gestion des appoints

Les règles de priorités suivantes sont reprises de travaux de (Tejeda De La Cruz, 2016) et des Règles de l'Art du Grenelle de l'Environnement (Règles de l'Art Grenelle Environnement 2012, 2014) :

- En cas de besoin, la production d'ECS a la priorité sur le chauffage pendant une certaine durée (typiquement une demi-heure).
- Au-delà, le chauffage est repris pour éviter l'inconfort, puis l'ECS reprend.

La production d'ECS peut-être asservie en plus à des périodes d'heures creuses pour minimiser les contraintes sur le chauffage en journée. Des règles particulières sont aussi nécessaires pour le déclenchement des appoints, par exemple à partir d'une certaine température d'ECS ou d'une certaine durée de chauffe.

2.4.6. Stockage thermique

Le modèle de ballon développé pour l'ECS peut également être employé pour représenter un stockage d'eau chaude associé à une PAC air/eau pour l'usage chauffage (Baeten, 2017).

Etant donné l'ordre du reste du système énergétique dans le cas d'une PAC air/eau, il n'est pas possible de représenter une température d'entrée et de sortie d'eau dans le ballon couplé au circuit de chauffage. Il serait en outre nécessaire de faire des hypothèses sur le débit dans le circuit d'eau, qui n'est pas représenté. Enfin le modèle de ballon de (Béjannin, 2020) n'a pas été validé avec un retour d'eau chaude.

Nous retenons donc l'approche suivante :

- Le modèle multi couche est utilisé lors de la charge du ballon de stockage, comme un chauffe-eau thermodynamique classique.
- Lors de la décharge, jusqu'à un certain seuil de décharge du ballon, il est considéré que le ballon fournit un débit et une température suffisants pour fournir la puissance requise au circuit d'eau. Le ballon est considéré parfaitement mélangé (une seule couche au lieu de 10) et se décharge en fournissant à chaque pas de temps la puissance nécessaire à la (les) zone(s) du bâti qu'il alimente.

Le seuil maximal de décharge est calculé sous la forme d'une température minimale du ballon, au-delà de laquelle il n'est plus possible de fournir de puissance au système de chauffage.

2.4.7. Combinaison de plusieurs systèmes énergétiques

Etat des lieux

Une fraction conséquente des logements a ses besoins de chauffage couvert par plusieurs systèmes énergétiques (7 % en biénergie avec du bois, 3 % en biénergie diverses, en 2015, d'après le CEREN). Ces systèmes peuvent être complémentaires (dans des zones différentes) ou concurrents (dans la même pièce). Nous distinguons :

- La (ou les) **énergie(s) principale(s)** de chauffage au sens d'énergie utilisée régulièrement pour chauffer la majeure partie du logement. Il est possible d'avoir plusieurs énergies principales (par exemple du bois avec un poêle et de l'électricité avec une PAC air/air).

- La (ou les) **énergie(s) de chauffage d'appoint** sont utilisées occasionnellement ou pour chauffer une fraction mineure du logement (par exemple cheminée ouverte dans une pièce, radiateur électrique d'appoint dans la salle de bain...).

Modélisation de systèmes énergétiques multiples

Cette complexité pose plusieurs difficultés de modélisation :

- Une seule énergie principale peut être utilisée mais avec plusieurs équipements (par exemple de l'électricité seule mais avec un plancher rayonnant électrique et des radiateurs électriques, ou des PAC air/air et des radiateurs électriques). Il faut distinguer si les équipements distincts sont dans des zones différentes. Sinon, faire au prorata de la puissance thermique installée.
- Deux énergies principales :
 - Electricité et bois : distinguer autant que possible selon la zone concernée, le bois étant généralement dans les pièces de vie. La difficulté réside ensuite dans le fait que les équipements utilisant du bois sont majoritairement non régulés, entraînant généralement des surchauffes importantes. Une fois amorcé le cycle, la puissance est fournie de façon invariante (cf. Figure 18). Il est aussi important de savoir si l'autre équipement de chauffage est coupé ou « voit » la puissance émise par le bois comme un apport interne supplémentaire. En outre le démarrage et la gestion du cycle de combustion du bois sont très dépendants des personnes qui l'utilisent, rendant sa modélisation complexe (Thalfeldt et al., 2020) (Felius et al., 2019) (Kipping and Trømborg, 2016).

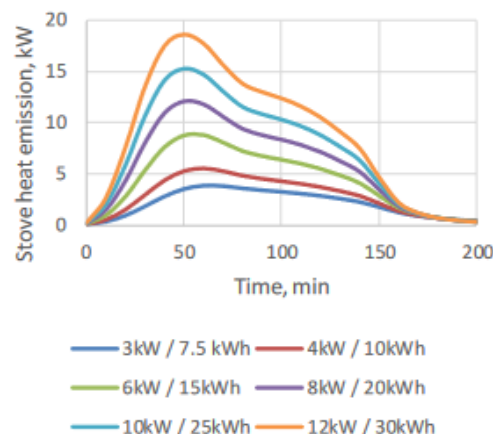


Figure 18 : exemple de profil d'émission de poêle à bois suivant la puissance et la capacité du poêle (Thalfeldt et al., 2020)

- Electricité et un combustible fossile : autant que possible, distinguer selon la zone concernée. Sinon, répartir la part de besoin thermique couverte au prorata de la puissance installée au sein de la même zone. L'hypothèse est faite que les régulations ne favorisent pas une énergie plutôt qu'une autre.
- Energie(s) principale(s) et appoints électriques :
 - **Appoint spatial** : Si l'appoint est seul dans une fraction de la zone chauffée en continu (exemple : appoint électrique dans la salle de bain, chambre chauffée uniquement à l'électricité en l'absence de raccordement à la boucle d'eau chaude), la fraction surfacique des besoins est supposée couverte par l'appoint.
 - **Appoint temporel** : Si l'appoint est situé dans une zone chauffée par l'énergie principale (exemple : radiateur mobile électrique dans une pièce chauffée au gaz), alors il est considéré que l'équipement d'appoint est allumé uniquement en cas d'inconfort durable.

Approche retenue

En pratique, nous avons simplifié la modélisation de la façon suivante :

- Pour les logements principalement chauffés à l'électricité :
 - Ceux qui n'utilisent que de l'électricité pour se chauffer (éventuellement avec plusieurs types d'équipements).
 - Ceux qui utilisent de l'électricité et du bois : nous introduisons au chapitre 4 une fraction des besoins thermiques couverte par le bois.
- Pour les logements non principalement chauffés à l'électricité (bois et combustibles fossiles) :
 - Pour les logements collectifs, nous faisons l'hypothèse que les appoints électriques sont négligeables. Cette hypothèse est confortée par l'analyse de leur thermosensibilité dans le panel résidentiel.
 - Pour les maisons individuelles, nous supposons qu'une fraction des besoins est couverte par du bois (cf. Etape 3 du 4.4.2).

Avec cette approche, nous négligeons : l'hétérogénéité de l'utilisation des appoints électriques d'une part et les non-linéarités du bois d'autre part.

2.5. Projection future du parc de logements et des déterminants de sa consommation d'énergie

Les choix présentés précédemment ont été faits en partant de la description actuelle du parc de logements. Nous vérifions désormais l'adéquation de ces choix avec la projection des composantes environnementales, techniques et comportementales de la consommation énergétique des parcs de bâtiments (objectif D de la thèse).

Ces projections doivent pouvoir faire apparaître des ruptures tout en intégrant de façon réaliste l'inertie du parc de logements face à ces changements. C'est notamment le cas de la rénovation, qui ne peut se faire à des rythmes arbitrairement élevés.

La littérature montre que le choix de l'approche de projection est finalement relativement indépendant des autres choix de modélisation. Un modèle de parc *Bottom-up White box* fondé sur une simulation physique est compatible aussi bien avec des approches de projection *bottom-up white box* (par exemple avec des modèles d'agents (Nägeli et al., 2020)) ou *top-down white-box* (par exemple avec de la dynamique des systèmes (Sandberg et al., 2017)).

2.5.1. Composantes environnementales

Les composantes environnementales sont de premier ordre pour les consommations des usages thermiques du parc résidentiel mais leur modélisation est hors du champ de notre étude. Nous prenons pour ces composantes des valeurs normatives communément employées dans la littérature (scénario de l'Insee pour la démographie et la décohabitation (RTE and ADEME, 2020), scénario RCP *Representative Concentration Pathway* du GIEC pour l'évolution du climat...). Les composantes d'environnement sont donc exogènes.

2.5.2. Composantes techniques (bâti et systèmes énergétiques)

La projection des composantes techniques, qui englobent le bâti et les systèmes énergétiques, peut se faire :

- De manière **statique** pour évaluer des potentiels ou gisements (exemple : potentiel de rénovation des bâtis, pénétration sur le marché d'équipements plus performants, etc.) (Wilson et al., 2017).
- De manière **dynamique** pour évaluer l'influence de stratégies sur l'évolution des consommations au long terme (passées ou à venir). Deux types d'approches dynamiques sont distingués dans la revue de (Vásquez et al., 2016) :
 - **Les dynamiques orientées par les activités** (*input-driven* ou *activity-driven dynamic*). Cette approche revient à fixer par l'observation des tendances passées ou de manière arbitraire des taux de construction, de destruction ou de rénovation comme par exemple dans (Ó Broin et al., 2013).
 - **Les dynamiques orientées par le parc** (*stock-driven dynamic*) introduites par (B. Müller, 2006) sont issues des analyses de flux de matériaux. La dynamique du système est alors décrite à partir de lois de durée de vie et des probabilités cycliques de rénovation comme dans (Sandberg et al., 2017). Ces derniers ont couplé un modèle dynamique de parc *stock-driven* avec un modèle énergétique de parc fondé sur des archétypes.

L'analogie *bottom-up* de ces approches de description *top-down* du parc se base sur des modèles d'agents. (Nägeli et al., 2020) ont ainsi pris le parti de faire émerger la dynamique de **projection** en partant des décisions à l'échelle individuelle (changement d'équipement de chauffage, rénovation...) d'une population synthétique générée pour être représentative du parc (Nägeli et al., 2018). Cette approche permet d'intégrer une plus grande diversité de variables socio-économiques (dimension sociale des choix, effets des prix et des coûts d'investissement...)

Le couplage de modèles dynamiques de parcs issus de la dynamique des systèmes (*top-down*) ou des modèles d'agents (*bottom-up*) avec des modèles énergétiques de parc nous semble à même de satisfaire notre objectif de projection réaliste.

Nous choisissons l'approche descendante (*top-down*) qui permet une comparaison explicite des effets de divers scénarios à l'échelle nationale. La reconstitution des comportements à l'échelle d'agents nécessiterait un travail à part entière sur les hypothèses retenues et ne permettrait pas aussi aisément la construction de scénarios contrastés visant à explorer le champ des possibles. Cette approche n'est donc pas retenue.

2.5.3. Composantes comportementales

Nous n'incluons dans les composantes comportementales que les comportements quotidiens des occupants (consigne de chauffage, activité...). Les décisions de rénovation ou de construction/démolition relèvent de la projection du parc (section précédente) et sont modélisées à l'échelle du parc de façon descendante.

Les comportements de gestion des ménages observés aujourd'hui sont issus d'enquêtes, que nous présentons au chapitre suivant. Nous ne cherchons pas à modéliser la façon dont ces comportements pourraient être amenés à évoluer, les changements de comportements seront donc des hypothèses propres à chaque scénario.

2.6.Synthèse des choix

Cette section synthétise nos choix compte tenu de l'état de l'art et des contraintes du cahier des charges de la thèse. L'état de l'art montre que le choix de la méthodologie de projection du parc est relativement indépendant de l'approche de modélisation énergétique retenue. Il est tout de même nécessaire d'adopter les mêmes paramètres pour la simulation physique du parc et l'élaboration des scénarios.

Ainsi, la Figure 20 présente une matrice des choix possibles :

- L'indépendance des approches de modélisation énergétique et de projection du parc conduit à les figurer en deux colonnes indépendantes. Pour chaque colonne, le type d'approche et la résolution sont précisés.
- La modélisation énergétique et la projection du parc partagent les mêmes catégories pour les paramètres et les variables (issues du Tableau 1), qui sont représentées en ligne.

Les catégories sont ordonnées selon l'implication des choix. L'approche retenue pour le bâti influence le choix des approches pour les équipements, qui influencent le comportement des occupants.

Cette matrice (Figure 20) peut être vue comme une adaptation des quadrants de (Langevin et al., 2020) où les approches se positionnent selon deux axes de transparence (*White-box vs. Black-box*) et de conception (*Top-down vs. Bottom-up*) des modèles. Chaque dimension (*environment, building stock, people...*) peut faire l'objet d'un positionnement différent sur le quadrant. C'est ce que nous représentons en ligne avec nos catégories de paramètres. Les dimensions supplémentaires (*spatio-temporal resolution, dynamics²⁶...*) correspondent à nos colonnes.

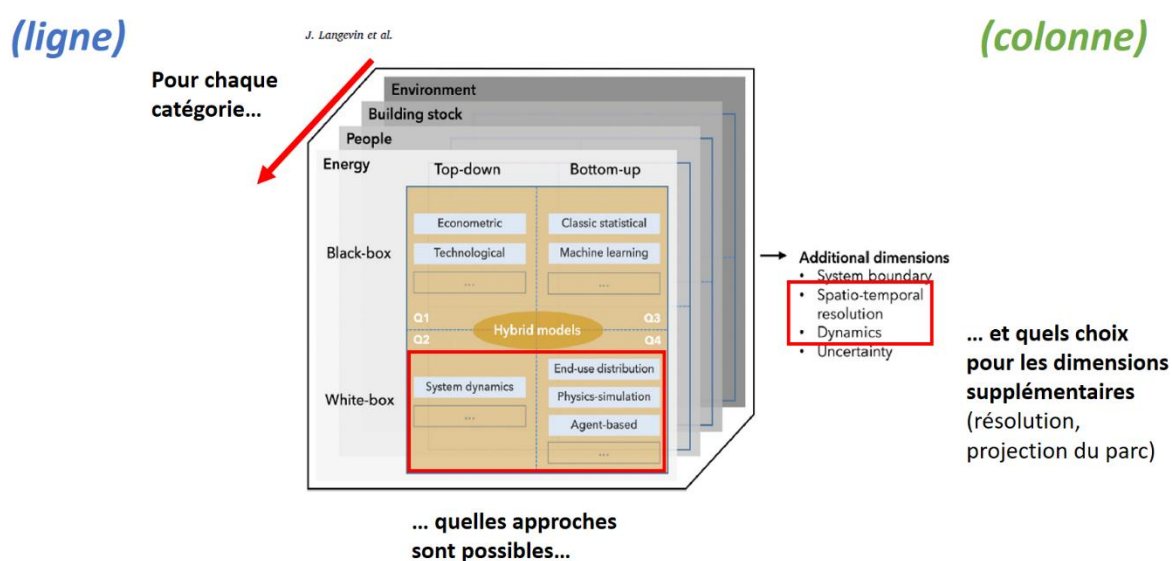


Figure 19 : Construction de la synthèse des choix à partir des quadrants de (Langevin et al., 2020). En ligne les catégories de paramètres, en colonne les approches possibles et leur résolution pour la modélisation énergétique et la projection du parc

²⁶ (Langevin et al., 2020) intègrent dans la notion de *dynamics* à la fois la dynamique d'évolution du parc (que nous appelons projection pour éviter l'ambiguïté avec le caractère dynamique de la simulation physique) mais aussi la dynamique du comportement des occupants.

Choix retenus

Environnement

Les évolutions de l'environnement du parc de bâtiments (climat, démographie, taille des ménages) jouent au premier ordre sur sa consommation d'énergie. Nous les plaçons hors du cadre de notre modélisation et les considérons comme des paramètres exogènes.

Bâti

Afin de simuler des scénarios futurs représentant des situations inédites, nous excluons des modèles statistiques basés uniquement sur les données passées. La nécessité de représenter l'ensemble des déterminants du parc de bâtiments impose une approche ascendante (*bottom-up*). Notre approche est donc fondée sur des simulations physiques des bâtiments et de leurs systèmes (*physics-simulation bottom-up*).

La résolution à laquelle sont décrits les bâtis au sein de ces simulations a une triple incidence sur la justesse des besoins thermiques calculés aux pas de temps fins (10 minutes), le temps de calcul et les efforts de paramétrage à partir des données disponibles. Nous verrons dans le chapitre suivant que l'analyse des jeux de données disponibles a mis en évidence la nécessité d'une méthodologie d'enrichissement qui permet le paramétrage automatique du parc en assurant la diversité nécessaire à la prise en compte du foisonnement.

Les contraintes de diversité et de représentativité à l'échelle nationale imposent la simulation d'un grand nombre de logements (de l'ordre du millier à la dizaine de milliers) : des modèles thermiques adaptés (résistance capacité (RC) d'ordre supérieur ou égal à 2) permettent de les simuler en un temps acceptable avec un pas de temps infra horaire. La distinction de plusieurs zones (jour/nuit/non chauffée) au sein des logements permet en particulier d'intégrer la diversité des occupations et des modes de gestion des systèmes dans les logements : proportion de la surface habitable chauffée, diversité des consignes de température et variabilité dans le temps, répartition des apports internes... Le paramétrage proposé est adaptable à la fois pour le calcul des consommations de chauffage et de climatisation.

Equipements et comportement

Le niveau de simplification du bâti et les contraintes de temps de calcul excluent une modélisation physique des équipements détaillée au niveau de leurs composants. La résolution maximum sera au niveau des zones du modèle de bâti. Des modèles physiques simplifiés (ballon d'eau chaude modélisé par couche), voire des modèles statistiques (polynômes pour les PAC) ont généralement été retenus.

De même, le comportement des occupants est contraint par la résolution du modèle de bâti. Le mécanisme de génération de la diversité des comportements s'appuie essentiellement sur les enquêtes disponibles que nous détaillerons au chapitre 3.

Projection du parc

Nous choisissons pour la projection du parc à long terme l'approche descendante (*top-down*) issue de la dynamique des systèmes qui a déjà été éprouvée à l'échelle de parcs nationaux (Sandberg et al., 2017). Ce choix permet une comparaison explicite des effets de scénarios contrastés à l'échelle nationale. Nous laissons de côté une approche à base de modèles d'agents à la manière de (Nägeli et al., 2020) car moins compatible avec la méthodologie prospective.

La Figure 20 ci-dessous fait voir l'ensemble des choix envisagés et ceux retenus au regard des contraintes.

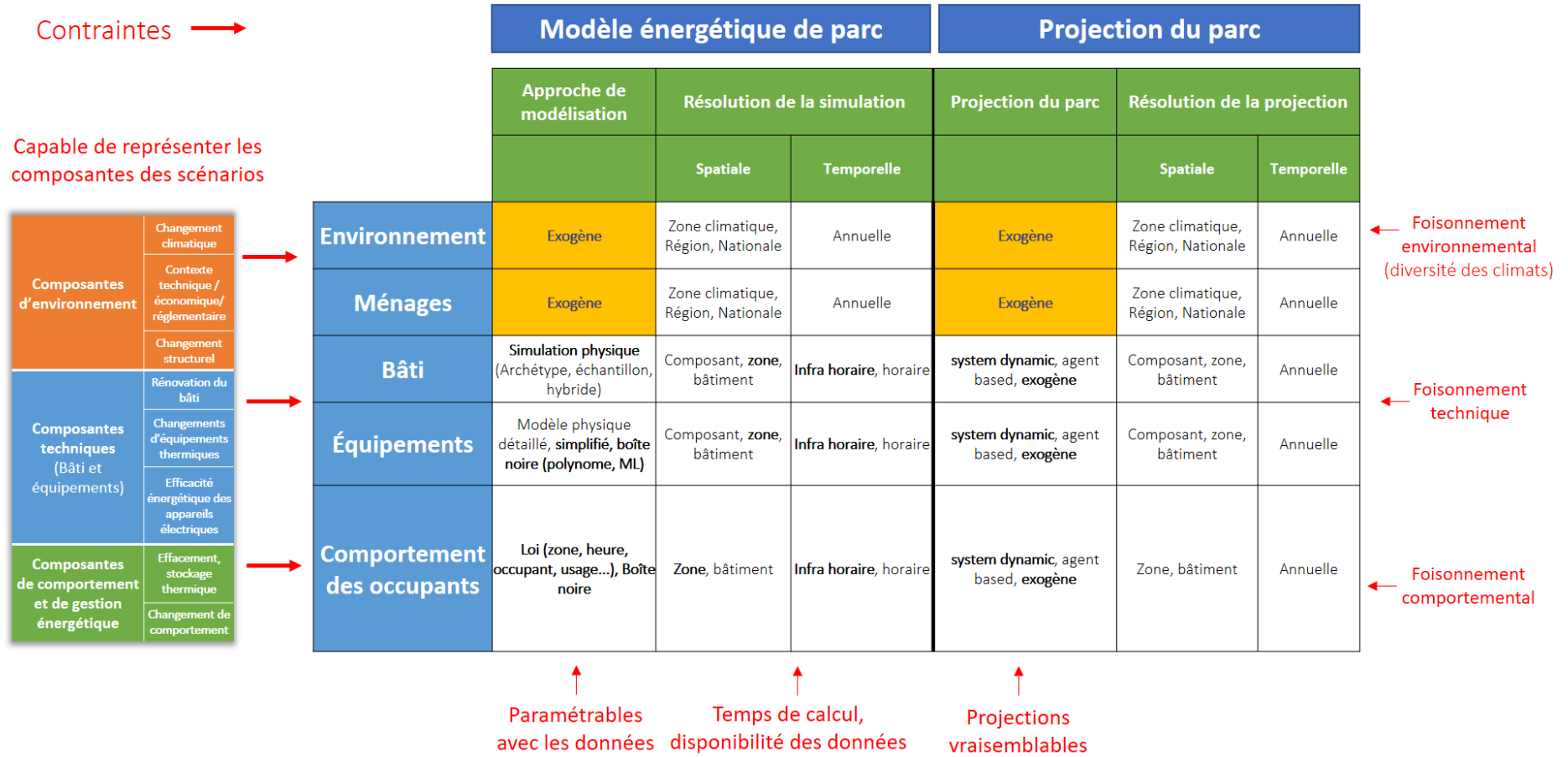


Figure 20 Tableau de synthèse des choix possibles issus de la littérature pour le modèle énergétique du parc et sa projection. Les contraintes de la thèse sont indiquées par des flèches rouges. Les choix possibles sont indiqués dans les cases du tableau. Les choix retenus sont en gras.

Chapitre 3

Décrire le parc existant

Enrichissement de jeux de données hétérogènes

3. Décrire le parc existant – Enrichissement de jeux de données hétérogènes

Nous avons vu lors de l'état de l'art que les données jouent un rôle central dans le paramétrage des modèles *bottom-up* fondés sur des simulations physiques.

Nous commencerons par passer en revue les données disponibles et leur pertinence pour le paramétrage du modèle de parc (3.1).

Les paramètres nécessaires au paramétrage des modèles n'existant pas avec le niveau de détail suffisant au sein d'un unique jeu de données, une méthode d'enrichissement des données disponibles est indispensable. Cette étape doit permettre d'augmenter la résolution des paramètres qu'il est possible de définir dans le modèle à l'échelle du parc tout en conservant les interdépendances entre les informations (3.1.4).

Enfin, nous illustrerons les principales caractéristiques du parc de logements telles que décrites par les jeux de données que nous utiliserons par la suite (3.3).

3.1. Bases de données disponibles pour le paramétrage du parc

Données utilisées pour le paramétrage du modèle

Nous abordons ici les bases de données utiles à la génération et au paramétrage des logements représentant le parc national. Nous avons regroupé les bases de données en trois volets selon les catégories de paramètres qu'elles visaient à enquêter. Les jeux de données de chaque volet sont présentés dans les paragraphes suivants :

- **Le volet « parc »** (3.1.1) contient les enquêtes qui visent à décrire l'ensemble du parc de logements ou de bâtiments de façon exhaustive (recensement, topographie).
- **Le volet « thermique »** (3.1.2) contient les jeux de données se focalisant sur les caractéristiques des bâtis, des équipements de chauffage, d'ECS ou de climatisation et les comportements de gestion associés.
- **Le volet « spécifique »** (3.1.3) contient les jeux de données s'étant concentrés sur les équipements et activités liés aux usages spécifiques de l'électricité. Nous y regroupons également les jeux de données relatifs à la comptabilité et aux activités des ménages.

Autres données utilisées dans la thèse

Les données utilisées pour la validation du modèle (chapitre 4) sont introduites succinctement (3.1.4). Les autres données nécessaires aux simulations et à la construction des scénarios (météo, évolution passée du parc...) seront présentées au chapitre 5.

Notion de calage sur marge

Pour tous les jeux de données issus d'un sondage (nous utilisons aussi le terme « enquête »), chaque ménage se voit attribuer un poids qui est calé sur des effectifs connus par une autre source que l'enquête (Sautory, 2018). Ces effectifs totaux sont aussi appelés « marge » d'où la dénomination de « calage sur marge ». Par exemple, pour la plupart des enquêtes, le nombre de logements en maison individuelle est fixé sur un millésime proche du recensement général de la population.

3.1.1. Jeux de données du volet parc

Recensement général de la population

Le **recensement général de la population (RGP)** est l'enquête statistique de l'Insee la plus exhaustive. Les données sont collectées annuellement sur 20 % de la population. En 5 ans les communes de moins de 10 000 habitants sont recensées exhaustivement. Les communes de plus de 10 000 habitants font l'objet d'un sondage intégrant 40 % de la population (8 % par an).

Les données sont regroupées à l'IRIS (**Îlot Regroupés pour l'Information Statistique**) afin d'être anonymes. La population des IRIS d'habitat « se situe en général entre 1 800 et 5 000 habitants. Ils sont homogènes quant au type d'habitat et leurs limites s'appuient sur les grandes coupures du tissu urbain (voies principales, voies ferrées, cours d'eau...) » (Insee, 2023).

Les données incluent le nombre de personne(s) du ménage, l'âge, le diplôme, et le statut d'occupation de la personne de référence. La surface, le nombre de pièces, le type (maison individuelle ou logement collectif) et l'année de construction du logement sont déclarées. Le type de chauffage (individuel ou collectif) et le combustible sont également disponibles.

BD TOPO

La **BD TOPO®** est une base de données vectorielles diffusée par l'IGN (Institut National de l'Information Géographique et Forestière). Elle contient notamment les empreintes au sol des bâtiments issus du cadastre, leur élévation et celle du terrain... Cette base de données est en accès libre depuis janvier 2021. Elle couvre l'ensemble du territoire métropolitain.

3.1.2. Jeux de données du volet thermique

Enquête nationale logements (ENL)

Les **enquêtes nationale logements (ENL)** (Insee, 2016) ont eu lieu tous les 3 à 5 ans entre 1970 et 2013 avec 10 millésimes au total. Le dernier millésime est en cours en 2023. Le plus récent est composé de 27 000 ménages répondant à l'échelle de la métropole. Les variables de calages sont :

- *Le type de logement ;*
- *L'unité urbaine ;*
- *La surface du logement ;*
- *Le nombre de pièces ;*
- *Le type de propriétaire ;*
- *La date d'achèvement ;*
- *La région ;*
- *Les revenus.*

Le contenu de l'enquête est similaire au RGP quant à la description du logement et des ménages. S'y ajoutent des variables à même de décrire le mal logement (état général, environnement, précarité), les dépenses associées aux logements, les ressources du ménages...

Enquête PHEBUS

L'enquête **PHEBUS** (Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie) date de 2013 et n'est pas destinée à être réactualisée. Elle se décline en 2 volets :

- **Volet CLODE** (Ministère De L'Environnement (SDES), 2017b) : Un échantillon de 5000 ménages a été établi à partir du RGP et enquêté sur leur logement, équipements et consommation d'énergie (factures...). Les variables de calages sont analogues à l'ENL.
- **Volet DPE** (Ministère De L'Environnement (SDES), 2017a) : 2000 volontaires ont fait l'objet d'un diagnostic de performance énergétique suivant la méthode ("3CL-DPE," 2012).

Base DPE ADEME

La **base DPE de l'ADEME** (ADEME, 2021) intègre les Diagnostics de Performance Energétique des logements réalisés lors des transactions immobilières. La base intègre plus de 10 millions de DPE réalisés depuis 2013 suivant la méthode ("3CL-DPE," 2012)²⁷ ou à l'aide des factures d'énergies. Par construction, cette base de données n'a pas vocation à être représentative du parc.

Les DPE sont le niveau de résolution le plus fin de l'état thermique des logements dont nous disposons à l'échelle nationale. La base de données est structurée sur la description à l'échelle des parois. Les principales tables d'intérêt sont :

- Bâtiment : type, classe d'inertie, hauteur sous plafond, perméabilité et renouvellement d'air.
- Parois opaques : pour chaque type (plancher, plafond, murs extérieurs ou intérieurs) avec les caractéristiques géométriques (surface) et thermiques (coefficient de transfert thermique), par classes d'âge du bâti.
- Pont thermique : longueur, coefficient de transfert thermique linéique.
- Menuiseries : coefficient de transfert thermique, surface, orientation, masques.
- Equipements thermiques pour le chauffage et l'ECS. Présence de climatisation.

Enquête chauffage

L'**Enquête Chauffage** (IPSOS and EDF, 2019) est une enquête dont EDF est propriétaire et réalisée en 2018 sur un panel de 4000 ménages représentatifs à l'échelle de la France métropolitaine sur les critères suivants et selon la méthode des quotas (base RGP 2015) :

- *Âge*
- *Profession de la personne de référence*
- *Taille du ménage*
- *Type de logement*
- *Statut d'occupation*
- *Région UDA 9*
- *Taille d'agglomération en 5 classes*

Elle comporte des questions similaires au RGP sur les ménages et l'environnement. La localisation est au département et non à l'IRIS. Le niveau de détails du bâti se veut être un proxy de l'isolation et de l'inertie thermique d'un DPE ; les ménages étant enquêtés par questionnaire, le niveau de précision ne peut pas être équivalent à une enquête terrain. L'enquête apporte une valeur ajoutée en mettant l'accent sur les spécificités des équipements de chauffage et de leur gestion spatio-temporelle (chronique horaire par pièce du logement, équipements et émetteurs par pièce). Elle décrit les logements par ses pièces et non par ses parois comme un DPE.

Enquête rafraîchissement

L'**Enquête Rafraîchissement** est une enquête dont EDF est propriétaire et réalisée en 2021 sur un panel de 8000 ménages représentatifs à l'échelle de la France métropolitaine. La représentativité est assurée à l'aide de la méthode des quotas en s'appuyant sur les critères suivants, sur la base du RGP 2015 :

- *Age de la personne de référence du foyer*
- *CSP de la personne de référence du foyer*
- *Taille du ménage*
- *Régions UDA 5*
- *Type d'agglomération*
- *Type de logement : Maison / Appartement*
- *Type d'occupation : Locataire / Propriétaire*

²⁷ La méthode DPE a été mise à jour en juillet 2021, au 1^{er} septembre 2023 les DPE réalisés avec cette nouvelle méthode sont plus de 4,5 millions.

La plus-value de l'enquête réside dans le détail des pratiques de rafraîchissement (occultation, ventilation nocturne) ainsi que des équipements de climatisation et de chauffage (fixes ou mobiles) et de leur gestion spatio-temporelle (chronique horaire par pièce du logement). L'enquête décrit les logements par ses pièces et non par ses parois comme un DPE.

3.1.3. Jeux de données du volet spécifique

Enquête emploi du temps

L'enquête **emploi du temps (EDT)** de l'Insee (Insee, 2012) a lieu tous les 12 ans environ (1974, 1986, 1998, 2010). Le dernier millésime est en cours. Un individu est sélectionné aléatoirement parmi les membres éligibles²⁸ de 12 000 foyers métropolitains. Les individus sélectionnés remplissent un carnet pour un jour de la semaine et un jour du week-end. Les carnets détaillent les activités réalisées par période de 10 minutes.

Enquête de connaissance du secteur résidentiel (CONSER)

Les enquêtes de **Connaissance du Secteur Résidentiel (CONSER)** sont des enquêtes dont EDF est propriétaire. Elles s'intéressent aux équipements électriques des ménages (type, âge, technologie, classe d'efficacité, capacité/taille/volume et intensité d'utilisation). Le dernier des quatre millésimes²⁹ (2013, 2016, 2019, 2022) recense plus de 200 types d'équipements. Il s'agit d'un questionnaire en ligne auto administré réalisé sur un échantillon de plus de 4000 individus représentatifs des ménages français. Les variables de calages sont identiques à l'Enquête Chauffage :

- *Age de la personne de référence du foyer*
- *Catégorie socioprofessionnelle (CSP) de la personne de référence du foyer*
- *Taille du ménage*
- *Régions UDA 5*
- *Type d'agglomération*
- *Type de logement : Maison / Appartement*
- *Type d'occupation : Locataire / Propriétaire*

Campagne de mesure CAMEEL (CAmpagne de Mesure des Equipements Electriques)

Les campagnes CAMEEL, dont dispose EDF, sont des mesures des courbes de charges de puissances instantanées, équipement par équipement, pour 50 ménages. Les mesures ont eu lieu en 2 vagues (2018-2020 et 2020-2022).

Enquêtes budget de famille (BDF)

Les enquêtes budget de famille (BDF) ont pour objectif de « reconstituer toute la comptabilité des ménages » (Insee, 2017). 10 millésimes existent entre 1973 et 2017. Les variables de calages sont les suivantes :

- *Âge de la personne de référence du ménage (5 modalités)*
- *Vague de collecte (6 modalités), afin d'avoir un contrôle sur la saisonnalité*
- *Taille d'unité urbaine (5 modalités)*
- *Type de ménage (6 modalités - par exemple couple avec enfant, famille monoparentale, etc.)*
- *Croisement âge et sexe des individus (12 modalités - par exemple homme de moins de 14 ans, femme âgée de 15 à 24 ans, etc.)*
- *Type de logement (2 modalités - logement individuel ou collectif)*
- *Région regroupée (3 modalités)*

²⁸ « Les plus de 11 ans des ménages ordinaires ».

²⁹ Le millésime 2022 sera traité dans le courant de l'année 2023.

- *Catégories socio-professionnelles de la personne de référence (7 modalités)*
- *Présence de non diplômés dans le ménage*

Outre les variables communes au RGP sur les ménages et les bâtis, le BDF apporte des informations sur les travaux récents dans les logements, la présence de climatisation et la possession d'un grand nombre d'équipements.

3.1.4. Données utilisées pour la validation du modèle

Afin de reconstituer la courbe de charge du secteur résidentiel, nous disposons d'un panel de courbes de charge de logements représentatif du parc résidentiel (environ 6000). Nous nommons ces données « panel résidentiel » dans la suite. Les variables de calage utilisées pour le panel résidentiel sont :

- *Le nombre de personne dans le ménage*
- *Le statut d'occupation du ménage*
- *La zone climatique*
- *Le type d'aire urbaine*
- *La période de construction*
- *L'énergie de chauffage (électrique ou non)*
- *L'énergie de production d'ECS (électrique ou non)*
- *Le type de logement (maison individuelle ou logement collectif)*
- *L'option tarifaire et la puissance souscrite*

Les courbes de charges sont mesurées au pas de temps 10 minutes. La mesure se fait au niveau du compteur, sans sous comptage. Il n'est donc pas possible de distinguer les usages (chauffage, électricité spécifique, ECS, etc.).

Les courbes de charges individuelles constituent des données personnelles, leur traitement sont donc soumis aux obligations du RGPD (Règlement général sur la protection des données)³⁰. Les données sont stockées dans un espace sécurisé et pseudonymisées, c'est-à-dire qu'il y impossible d'associer ces données à une personne sans information supplémentaire (CNIL, 2022). Seuls des traitements garantissant l'anonymisation³¹ et agréant plus de 10 courbes de charges individuelles ont été exploités dans le cadre de la thèse. De tels traitements ne sont pas soumis aux obligations du RGPD. Nous nommerons « segments » du parc de logements de tels agrégats.

Pour des raisons de confidentialité, les courbes de charges de segment issues du panel résidentiel seront présentées adimensionnées dans le chapitre 4.

³⁰ Règlement UE 2016/679 du Parlement européen et du Conseil du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données, et abrogeant la directive 95/46/CE.

³¹ « L'anonymisation est un **traitement de données personnelles** qui consiste à utiliser un ensemble de techniques de manière à rendre impossible, en pratique, toute réidentification de la personne, par quelque moyen que ce soit. Contrairement à la pseudonymisation, l'anonymisation est donc une opération **irréversible**. » (CNIL, 2022)

3.1.5. Critères d'analyses des bases de données disponibles

Nous cherchons ici à résumer les caractéristiques des jeux de données présentés précédemment. Deux types d'informations sont résumées au Tableau 5 :

- Le niveau de détail des données, et donc la **résolution** du modèle qu'il est possible de paramétrer à partir de ces données. Par abus de langage, nous parlons de résolution des données dans la suite.

Le code couleur du Tableau 5 indique la **résolution** de chacun des paramètres nécessaires à la modélisation :

- Vert : la donnée est disponible et avec une résolution suffisante pour les choix de modélisation présentés au chapitre précédent. Par exemple, pour l'enveloppe, nous avons besoin du coefficient de transfert thermique global des murs et de la surface des parois opaques.
 - Jaune : la donnée est disponible mais de moins bonne résolution. Par exemple, l'énergie de chauffage est renseignée mais il n'y a pas de détail sur le système ou les émetteurs.
 - Rouge : la donnée est disponible mais de mauvaise résolution. Par exemple, seule l'année de construction est disponible pour inférer la qualité de l'enveloppe.
 - Gris : Aucune donnée n'est définie dans le jeu de données.
- Pour qualifier la **qualité** des jeux de données, nous avons pris des critères inspirés de (Goy et al., 2020) qui ont réalisé une revue exhaustive des limitations liées aux données pour les modélisations *bottom-up* à l'échelle des quartiers. Les critères proposés par l'auteure sont la disponibilité, l'accessibilité, la qualité et l'importance des données (*data impact*). Nous précisons la qualité des données dans le Tableau 5 avec le même code couleur selon les 4 critères qualitatifs suivants :
 - Représentativité : à la fois en fonction de la taille du jeu de données (exhaustif, de l'ordre de la dizaine de milliers ou du millier de logements) et de la qualité de ces données (existence ou absence de variables de calage).
 - Licence : selon que les données sont en accès libre (RGP, BD TOPO®, ENL, base DPE ADEME), soumises au secret statistique et restreintes à la recherche (Phébus, BDF, EDT) ou disponibles seulement pour EDF (CONSER, CAMEEL, Enquête Chauffage, Enquête Rafraîchissement, Panel résidentiel).
 - Fréquence de mise à jour : selon que les enquêtes sont régulièrement mises à jour ou ont fait l'objet d'enquêtes ponctuelles ou anciennes.
 - Qualité des données : selon le traitement préalable des données effectué par l'entité productrice (l'Insee fait un important travail en amont sur les données publiées), intermédiaire ou faible (base DPE contenant les DPE « en l'état »).

La vue d'ensemble du Tableau 5 montre qu'aucune base de données n'est à même de décrire, à elle seule, l'ensemble des déterminants du parc de logements. Il est donc nécessaire d'employer des méthodes d'enrichissement de ces bases de données.






		Volet	Parc		Thermique				Spécifique			
		Base de données :	RGP	BD TOPO	PHEBUS	Enquête chauffage	Enquête rafraîchissement	Base DPE	ENL	BDF	CONSER	EDT
Qualité		Représentativité	28 M	Exhaustif bâtiment	2 000	4 000	8 000	9 M		17 000	4 000	20 000
		Licence	Open data	Open data	Restreint	EDF	EDF	Open data	Restreint	Restreint	EDF	Restreint
		Dernier millésime	2017	2021	2013	2018	2021	2023	2013 (nouvelle en cours sortie 2023)	2017	2022	2010
		Qualité données										
Résolution des paramètres		Environnement	IRIS	GIS	Altitude, zone climatique, TAU/TUU, mitoyenneté	Département, type d'agglom., TEU	Département, type d'agglom., TEU	Adresse		Région, TEU, jardin, TUU/TAU	Département, type d'agglom., TEU	
		Ménages	Age, Diplôme, Nombre, Statut		Age, CSP, Nombre, Statut, Revenu	Age, CSP, Nombre, Statut	Age, CSP, Nombre, Statut			Age, Diplôme, CSP, Nombre, Statut, Revenu	Age, CSP, Nombre, Statut	
		Bâti	Surface, nb de pièce, type (MI/LC), année construction	Empreinte au sol, hauteur du bâtiment	Détail niveau 3CL-DPE	Proxy du DPE	Proxy du DPE	Détail niveau 3CL-DPE		Année, type, nombre de pièce, surface, travaux récent, sous-sol/cave	Surface, nb de pièce, type (MI/LC), année construction	
		Equipements	Type chauffage, combustible, sanitaire, voiture		Chauffage+, Type clim, équipements spécifique	Chauffage++	Caractéristique des PAC			Source énergie, présence clim, installation	Spécifique, climatisation, chauffage	
		Comportement des occupant.es	Mode transport, temps travail		Temps présence, période et régulation chauffage	Gestion chauffage	Gestion climatisation					Activité

Tableau 5 : Vue d'ensemble de la résolution des paramètres par jeu de données et de la qualité de ces jeux de données

TEU : type d'environnement urbain (densité, type de voisinage), TUU : type d'unité urbaine (pôle urbain, commune multi pôle, monopôle, rural), TAU : type d'aire urbaine (rural ou taille de commune)
 Vert = disponible et avec la meilleure résolution / qualité, Jaune = disponible mais de moins bonne résolution, Rouge = Disponible mais mauvaise qualité ou résolution, Gris = Non disponible.

3.2. Méthodologies d'enrichissement de jeux de données à l'échelle du parc

Dans les sections précédentes, nous avons montré que, pris individuellement, il existe des jeux de données décrivant avec une résolution suffisamment riche les différentes caractéristiques du parc nécessaires à une simulation de la courbe de charge des usages thermiques du parc.

Cependant, aucun jeu de données ne présente l'ensemble des informations nécessaires avec le niveau de résolution souhaité. Il y a donc une nécessité **d'enrichir** ces jeux de données entre eux. Dans la suite, nous définissons **l'enrichissement** d'un jeu de données comme l'ajout de nouvelles variables présentant le niveau de résolution souhaité. Par exemple, si l'Enquête Chauffage (introduite au chapitre précédent) présente la majorité des informations sur le comportement de chauffage elle n'apporte pas un niveau de description suffisant de l'enveloppe des logements pour en faire une simulation thermique dynamique.

Comme nous l'illustrerons dans la section suivante (3.3), il y a d'importantes interdépendances entre les variables de chaque jeu de données. Par exemple, l'âge du ménage et le statut d'occupation du logement sont à la fois liés au niveau d'isolation du bâti (PHEBUS) et aux comportements de gestion du chauffage (Enquête Chauffage). Il est donc primordial que le gain de résolution que doit apporter l'enrichissement ne se fasse pas au détriment d'une mauvaise prise en compte de ces interdépendances.

L'objet de cette section est de présenter la méthode retenue pour l'enrichissement dans le cadre de notre travail. Nous commencerons par passer en revue la littérature, nous présenterons les métriques utilisées pour s'assurer de la qualité de l'enrichissement et détaillerons le choix retenu.

3.2.1. Littérature

Nécessité de l'enrichissement

Nous employons le terme générique « d'enrichissement » de jeux de données pour inclure l'ensemble des méthodes de traitement de l'information autres qu'une simple jonction de deux jeux de données. Par exemple, supposons que nous avons un premier jeu de données **A** qui présente les caractéristiques d'un groupe de 10 ménages et un second jeu de données **B** qui présente les caractéristiques de l'enveloppe des 10 logements de ces ménages. Il suffit alors de joindre les deux jeux de données pour avoir l'ensemble des données à la résolution souhaitée³². En revanche, si les 10 ménages du jeu de données **A** et les 10 logements du jeu de données **B** ont été tirés de façon aléatoire sur toute la population française, il n'y a pas de façon évidente de les joindre sans distordre les interdépendances entre les variables.

Dans ce cas de figure, de nombreuses méthodes d'enrichissement ont été rencontrées dans la littérature avec des opérations d'imputation, de fusion, d'enrichissement, voire de génération de jeux de données synthétiques.

Imputation de données manquantes

La problématique d'enrichissement peut être vue sous l'angle de l'imputation des données manquantes au sein des enquêtes statistiques. Cette imputation peut être implicite ou explicite (*Statistical Analysis with Missing Data*, 2014) :

- Les **imputations implicites** se font par exemple en complétant au hasard avec les autres réponses (*hot deck imputation*) en utilisant les plus proches voisins, des arbres de décisions (Hartmann et

³² Si les deux jeux de données contiennent bien un identifiant unique commun (clé) permettant d'associer chaque ménage à un logement sans ambiguïté.

al., 2016) ou tout autre modèle ne supposant pas de structure explicative des données. La plupart des méthodes reposant sur des archétypes ou des méthodes d'apprentissage sont de cet ordre (cf. 1.3.4).

- A l'opposé, **l'imputation explicite** repose sur des modèles probabilistes pour la prédiction des valeurs manquantes : régression simple ou multivariée (Derquenne et al., 2002), réseau bayésien (Ansanay-Alex et al., 2016), etc.

Dans toute la suite, nous utilisons le terme **d'enrichissement** lorsqu'il est fait usage d'une méthode d'imputation (implicite ou explicite) pour la prédiction de variables absentes au sein d'un jeu de données. Le terme *data enrichment* est également retrouvé dans la littérature, principalement en lien avec la simulation énergétique de bâtiments à l'échelle des quartiers (Lefort et al., 2020) (Hartmann et al., 2016) (Issermann et al., 2021)).

Génération de populations synthétiques

Les problématiques de génération de populations synthétiques (*generation of synthetic population GoSP*) à des niveaux désagrégés à partir de statistiques agrégées occupent une place importante dans la littérature des modèles d'agents.

La revue de (Thiriou et Sevenet, 2020) fait état de la variété de méthodes pour générer une population structurée, intégrant les liens au sein de cette population (exemple : lien entre les ménages et les logements, liens sociaux). Ces liens peuvent être déjà contenus dans les échantillons (c'est le cas du recensement par exemple) ou bien faire l'objet d'un appariement.

Fusion de jeux de données hétérogènes

L'hétérogénéité des modes de représentation des données est également une difficulté supplémentaire. C'est notamment le cas des données issues des systèmes d'information géographique (SIG) qui font l'objet d'un usage plus récent pour améliorer la connaissance des parcs de bâtiments (Hartmann et al., 2016) (Buffat et al., 2017).

Par exemple (Nguyen et al., 2019) ont évalué l'apport de la fusion entre SIG et données localisées à l'adresse (issue des registres et permis de construire) pour évaluer les surfaces de bâtiments tertiaires.

Pour le secteur résidentiel, le CSTB a construit la Base de Données Nationales des Bâtiments (BDNB) dont une partie est en accès libre (CSTB, 2023). La BDNB propose une fusion des informations géographiques de la BD TOPO de l'IGN, des DPE de l'ADEME, etc.

Type d'approche adaptée à un parc de logements à l'échelle nationale

Contrairement aux simulations énergétiques à l'échelle des quartiers et des villes, nous n'avons pas besoin de l'ancrage local d'un SIG. Nous pouvons travailler sur la base d'échantillons construits pour être représentatifs de l'échelle nationale. Les méthodes de fusions de jeux de données hétérogènes ne nous seront donc pas utiles.

De même, la génération de populations synthétiques peut être écartée puisque nous n'avons pas besoin d'une population de taille importante ou d'échantillons à de petites échelles. Ces méthodes présentent en outre une complexité supplémentaire de mise en œuvre. Cependant, cette approche serait particulièrement indiquée si nous voulions prendre des modèles d'agents à l'échelle des ménages. Elle permettrait de générer des populations de taille suffisante pour assurer du foisonnement sur un segment de petite taille au sein des jeux de données dont nous disposons.

La résolution dont nous avons besoin à l'échelle du parc est concentrée sur quelques jeux de données seulement : l'Enquête Chauffage est représentative des ménages français et de leur comportement en matière de chauffage mais nécessite une description du bâti avec la résolution permise par les bases

de données de DPE. Nous nous limitons donc à envisager les méthodes d'enrichissement de ces jeux de données entre eux.

L'Enquête Chauffage est le jeu de données à enrichir et les bases de données de DPE sont les sources utilisées pour construire l'enrichisseur.

Enfin, notre approche visant également à projeter le parc dans le futur, nous souhaitons que ces enrichisseurs soient fondés sur une imputation explicite. En effet, des règles implicites apporteraient un risque plus important d'inclure des facteurs risquant d'évoluer lors de la projection.

3.2.2. Méthodes d'enrichissement fondées sur des imputations explicites

Nous envisageons par la suite deux approches d'enrichissement fondées sur des imputations explicites. La première se fonde sur des réseaux bayésiens, utilisés dans la littérature pour l'enrichissement des modèles énergétiques de parc (Schetelat et al., 2020). La seconde est un modèle statistique plus classique de régression logistique.

Une comparaison détaillée des modèles statistiques permettant de servir d'enrichisseur a été faite dans le cadre d'un stage en lien avec la présente thèse (Feukam Kouhoue, 2021). Nous en citerons ici les principales conclusions.

Formalisme commun

Pour commencer, nous adoptons le formalisme suivant, qui est résumé avec le schéma de la Figure 21. Ce formalisme est le même quelle que soit la méthode d'imputation explicite considérée.

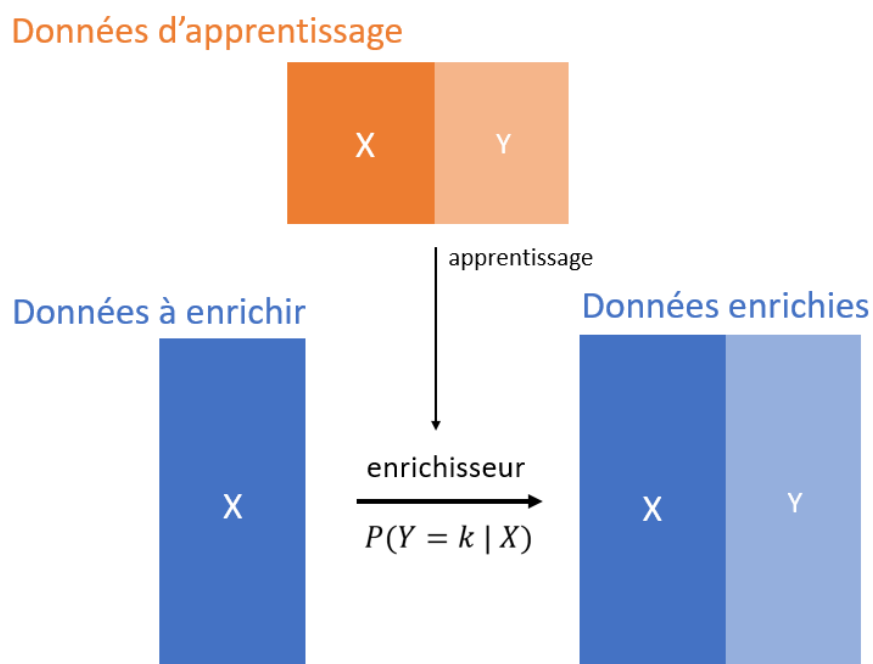


Figure 21 : schéma de principe d'un enrichisseur utilisant une méthode d'imputation explicite

L'objet de la méthode d'imputation est de définir une probabilité que la variable de sortie Y suive la modalité k sachant un ensemble de variables d'entrée X .

$$P(Y = k | X)$$

Par exemple, si la variable de sortie est la classe de coefficient de transfert thermique global des murs d'un logement et le vecteur des variables d'entrée est la date de construction et le type de logement, nous avons :

$$P(U_{mur} = k \mid \text{type, période construction})$$

Si la variable de sortie est unique, le modèle est univarié. Si elles sont multiples (deux), le modèle est multivarié (bivarié), par exemple :

$$P(U_{mur} = k, U_{fenetre} = j \mid \text{type, période construction})$$

Au sein du jeu de données à enrichir seules les variables d'entrées sont définies. Dans le jeu de données utilisé pour construire l'enrichisseur, les variables d'entrée et de sortie doivent exister. Les variables d'entrée doivent donc exister dans les deux jeux de données, ce qui ajoute une contrainte supplémentaire.

Une fois l'enrichisseur entraîné sur les données d'apprentissage, il est utilisé pour prédire les variables manquantes sur le jeu de données à enrichir. Nous aboutissons à un jeu de données enrichies qui contient toutes les variables nécessaires.

Réseaux bayésiens

Définition

Pour une définition complète des concepts mathématiques des réseaux bayésiens (*bayesian network*) nous renvoyons à (Koller and Friedman, 2009). Nous prenons pour l'instant la définition simple suivante : un réseau bayésien est un graphe orienté acyclique (*directed acyclic graph*) associé à une table de probabilité conditionnelle (cf. Figure 22). Les nœuds du graphe représentent les variables aléatoires, et les arêtes les relations de dépendances probabilisées entre ces variables. Les variables qui n'ont aucune parenté sont indépendantes. Le théorème de Bayes permet de calculer facilement les probabilités conditionnelles d'un événement.

Les principales difficultés résident :

- Dans l'élaboration du graphe (c'est-à-dire le choix de la structure à adopter pour lier les variables, ou les conserver indépendantes, etc.) qui peut être manuelle ou faire l'objet d'un apprentissage automatique sur les données.
- Dans la détermination de la table de probabilité conditionnelle (qui peut être issue directement des données ou faire l'objet de régularisations pour éviter un surapprentissage des données).
- Dans le choix d'une méthode d'échantillonnage à partir du réseau bayésien, une fois celui-ci construit, que ce soit pour générer une population synthétique ou inférer des données manquantes. Des difficultés d'échantillonnage peuvent émerger (Thiriot, 2010).

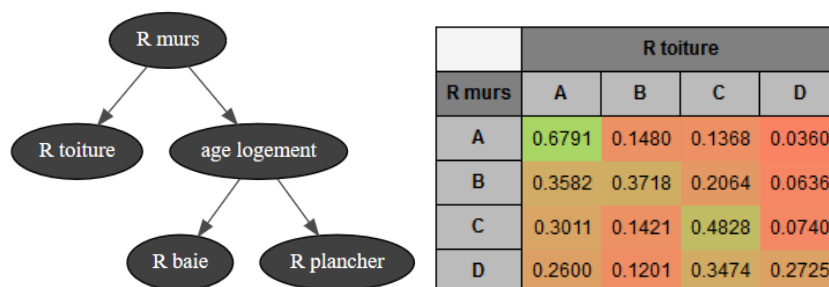


Figure 22 : Exemple d'un réseau bayésien (*directed acyclic graph*) et portion de la table de probabilité conditionnelle associée directement issue de Phébus. Les classes (A, B, C, D) désignent des classes d'isolation telles que proposées au 3.3.4.

Application

(Schetelat et al., 2020) détaillent la méthodologie et les métriques utilisées pour comparer une imputation explicite et implicite en les formulant comme des problèmes de classification multi-entrées multi-sorties. Appliquée à Phébus et au RGP, les auteur.es constatent que l'imputation explicite (réseau bayésien) donne de meilleures performances que l'imputation implicite (algorithme des « plus proches voisins »).

Par rapport à des approches issues de la science des données, les réseaux bayésiens présentent l'avantage d'être directement interprétables et prennent en compte la loi jointe des variables.

Les travaux de thèse de (Lefort et al., 2020) étendent la problématique de l'imputation avec des réseaux bayésiens en intégrant la nécessité de validation et de quantification des incertitudes à l'échelle des quartiers.

Au sein de ResStock (Wilson et al., 2017), une approche similaire a également été retenue. Les auteurs construisent des tables de probabilité conditionnelles à partir de sources de données variées. Le parc de bâtiments est ensuite généré par un échantillonnage par hypercube latin (Wilson et al., 2016).

La génération de populations synthétiques a introduit assez tôt le formalisme des réseaux bayésiens afin de réconcilier des sources de données de résolutions diverses, voire d'inclure des dires d'expert (Thiriou and Kant, 2008). Cette approche présente également l'avantage de générer un échantillon d'une taille arbitrairement élevée.

Régression logistique

Une régression logistique est un modèle de régression binomiale. Il peut être vu comme l'équivalent d'une régression linéaire appliquée à une variable binaire (par exemple : « avoir une paroi isolée » ou « avoir une paroi non isolée »).

$$P(U = k | X)$$

Dans le cas d'une régression logistique multinomiale cette variable peut présenter plus de deux modalités (par exemple : « avoir une paroi non isolée », « avoir une paroi isolée entre 1974 et 2000 » et « avoir une paroi isolée après 2000 »). Le modèle fait l'objet d'une estimation³³ sur un jeu de données d'apprentissage et permet d'associer une probabilité à chaque modalité en fonction des variables d'entrée. Les modalités ne sont pas supposées ordonnées dans le cas d'une régression logistique (par exemple il n'y a pas de notion d'ordre dans les classes d'isolation d'une paroi). Pour une définition rigoureuse des concepts mathématiques, nous renvoyons par exemple à (*Introduction to the Logistic Regression Model*, 2005).

A la différence d'un réseau bayésien qui représente une distribution de probabilité multivariée (plusieurs variables expliquées), une régression logistique est univariée. Ce qui signifie qu'un réseau bayésien peut donner la probabilité de la classe d'isolation du mur **et** la classe d'isolation du toit d'un logement sachant son énergie de chauffage et sa période de construction. En revanche, il faut une régression logistique pour donner la classe d'isolation du mur sachant son énergie de chauffage et sa période de construction **et une autre** régression logistique pour la classe d'isolation du toit.

Cependant, il est possible de faire des enrichissements successifs et de prendre en compte la valeur issue d'une première imputation (par exemple la classe d'isolation des murs) pour l'imputation d'une autre variable.

Ainsi, nous avons avec des régressions logistiques successives :

³³ Avec la méthode du maximum de vraisemblance.

$$P(U_{mur} = k | \text{période construction})$$

$$P(U_{toit} = j | \text{période construction}, U_{mur, \text{estimé}})$$

Avec un réseau bayésien :

$$P(U_{mur} = k, U_{toit} = j | \text{période construction})$$

3.2.3. Préparation des données

En amont du processus d'enrichissement, il est nécessaire de sélectionner les variables d'entrée qui seront utilisées pour prédire les variables de sortie.

Choix des variables d'entrée

Les variables retenues pour l'enrichissement sont issues de l'analyse de la littérature (Schetelat et al., 2020) (Wilson et al., 2016), de l'analyse des interdépendances que nous présenterons à la section 3.3.4 et des travaux de (Feukam-Kouhoue, 2021). Le Tableau 6 résume les variables d'entrée utilisées dans la littérature.

Il est évidemment nécessaire que les variables d'entrée soient disponibles dans la source à enrichir, ce qui conduit les auteur.es à garder un ensemble plus ou moins conséquent de variables.

Enfin, la plupart des méthodes nécessite de limiter le nombre de variables d'entrée ou de supprimer les variables trop corrélées. C'est particulièrement le cas pour les réseaux bayésiens dont l'échantillonnage ou l'apprentissage est sensible à la taille du réseau, qui fait augmenter la combinatoire.

Nous conservons donc comme variables d'entrée pour l'enrichissement de l'Enquête Chauffage :

- La période de construction, divisée en classes correspondant aux réglementations thermiques
- Le type de logement (maison individuelle ou logement collectif)
- Le statut d'occupation (propriétaire ou locataire)
- L'âge de la personne de référence du ménage
- Le niveau de rigueur climatique en hiver (quartile des degrés-heures de chauffage du département)
- L'énergie de chauffage (électricité ou autre)

Tableau 6 : variables d'entrées utilisées pour la prédiction de chaque variable de sortie selon trois études différentes

Variable de sortie	Isolation des murs	Isolation des planchers bas	Isolation des planchers hauts	Isolation des fenêtres
(Schetelat et al., 2020)	Période de construction, Isolation des fenêtres	Isolation des fenêtres	Isolation des fenêtres	-
(Wilson et al., 2016)	Période de construction, Zone climatique			
(Feukam-Kouhoue, 2021)	Période de construction, Zone climatique, Energie principale de chauffage, Statut d'occupation, Tranche d'âge pour les propriétaires, médiane de revenus, surface habitable			

Discrétisation des variables

Nous avons deux types de variables dans nos jeux de données :

- Des variables discrètes (ou catégorielles, qualitatives) : par exemple le type de logement, statut d'occupation, énergie de chauffage...
- Des variables continues (ou quantitatives) : par exemple le U des parois, des planchers, l'âge du bâti...

Quel que soit le type d'enrichisseur retenu, nous avons besoin de travailler avec des variables discrètes. Les variables continues font donc l'objet d'une discrétisation préalable à l'enrichissement puis le caractère continu au sein de chaque classe est rétabli à l'issue de l'enrichissement, en connaissant la distribution de probabilité propre à chaque classe.

Les variables dont nous avons besoin de prédire la valeur sont :

- La classe d'isolation des murs
- La classe d'isolation des planchers bas (s'il y a lieu pour les logements collectifs)
- La classe d'isolation des planchers hauts ou toits (s'il y a lieu pour les logements collectifs)
- La classe d'isolation des fenêtres

La discrétisation de ces variables s'effectue en utilisant les seuils du Tableau 15 sur la base du travail d'analyse des bases de données DPE décrit en section 3.3.4.

3.2.4. Métriques

Introduction à la qualité d'un enrichisseur

La qualité d'un enrichisseur est principalement de deux ordres :

- La performance ponctuelle du modèle, c'est-à-dire la capacité à prédire correctement une ou plusieurs valeurs manquantes par rapport à la valeur qui aurait dû être observée.
- La stabilité du modèle qui est sa capacité à conserver les propriétés de la distribution dans son ensemble et les éventuelles interdépendances par rapport à l'ensemble des autres variables.

Il est important de noter qu'à l'échelle du parc la performance ponctuelle du modèle a peu (voire pas) d'influence sur les simulations. Par exemple concernant l'isolation des parois, il importe peu que le logement X soit attribué à son niveau « réel » d'isolation. En revanche, un biais sur la distribution d'ensemble se fera immédiatement sentir (si la proportion de classes A est trop élevée au détriment des classes G, la consommation d'ensemble sera amoindrie). Pour autant, nous ne pourrions pas nous contenter d'appliquer la distribution marginale à l'ensemble du parc. En effet, dès lors que nous souhaitons nous intéresser à des segments du parc (et non au parc dans son ensemble), les interdépendances sont également importantes. Ainsi par exemple si les logements chauffés à l'électricité sont significativement mieux isolés que les logements chauffés au gaz il importe que le modèle le prenne en compte (Osso and Laurent, 2017). Sinon, nous risquerions de surestimer les consommations de l'ensemble des logements chauffés à l'électricité.

Métriques utilisées

L'évaluation de la performance de l'enrichissement se fait en utilisant les métriques proposées par (Schetelat et al., 2020) que nous complétons avec le travail réalisé par (Feukam-Kouhoue, 2021).

Méthodologie : test, train, etc.

Nous appliquons les méthodes standard d'apprentissage consistant à séparer aléatoirement notre jeu de données en un ensemble d'apprentissage (*train*) et un ensemble de validation sur lequel sont calculés les métriques (*test*). Les rapports de division sont de 70-30. La Figure 23 résume ces notions.

Les métriques sont calculées en comparant les valeurs prédites (y_{pred}) sur le jeu de données de validation avec les valeurs observées (y_{true}) (Figure 24).

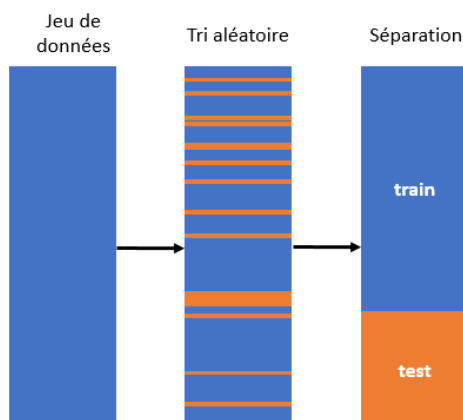


Figure 23 : schéma de principe de la séparation d'un jeu de données entre jeu d'apprentissage et jeu de validation

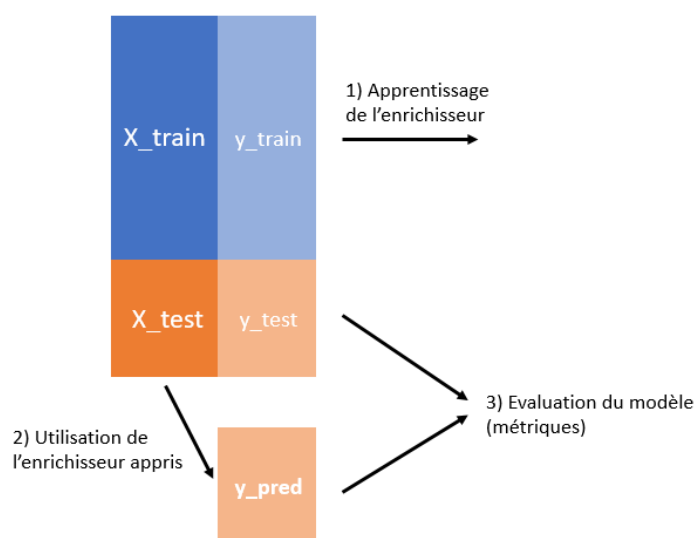


Figure 24 : schéma de principe de l'utilisation d'un jeu d'apprentissage et d'un jeu de validation pour l'évaluation d'un enrichisseur

Performance ponctuelle des enrichisseurs

La question de la performance ponctuelle revient à répondre à la question : « pour chaque variable prédite, quelle est la quantité d'information supplémentaire apportée par l'enrichisseur ? ».

Pour évaluer la performance d'un modèle, nous nous comparons donc à un enrichisseur naïf qui consisterait à considérer que la probabilité qu'une variable de sortie suive une modalité soit égale à la proportion de cette modalité dans le jeu d'apprentissage. Par exemple, si 30 % des logements ne sont pas isolés, l'enrichisseur naïf donnera une probabilité à un logement d'être non isolé égale à 0,3, quelles que soient les variables d'entrée associées à ce logement.

Un modèle performant ponctuellement est un modèle qui apportera un réel gain d'information par rapport à ce modèle naïf. Le niveau d'information est mesuré avec l'entropie croisée. Le gain d'information est calculé en mesurant l'accroissement de l'entropie croisée entre la valeur observée et la valeur issue de l'enrichissement par rapport à l'entropie croisée de la valeur issue du modèle naïf et la valeur observée (Figure 25).

Entropie croisée des valeurs prédites et observée

$$\begin{aligned}
 H(P(y_{obs}), P(\hat{y})) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n -P(y_{obs}) \log P(\hat{y}_i) \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n -\log P(\hat{y}_i = y_{obs,i})
 \end{aligned}$$

y_{obs} : valeur observée dans le jeu de données de test

\hat{y} : valeur prédite par le modèle

y : valeur estimée selon la proportion marginale dans les données d'entraînement

Gain d'information par rapport à l'estimation naïve de la proportion

$$RIG = \frac{H(P(y_{obs}), P(\hat{y})) - H(P(y))}{H(P(y))}$$

Figure 25 : illustration des métriques pour la performance ponctuelle des enrichisseurs, adapté de (Schetelat et al., 2020)

Stabilité des enrichisseurs

La question de la stabilité d'un enrichisseur revient à répondre à la question : « la répartition et les interdépendances entre les variables sont-elles correctement prises en compte par l'enrichisseur ? ». Pour (Schetelat et al., 2020) cette notion renvoie à la cohérence de la diversité du jeu de données (« *diversity and population consistency* ») après enrichissement en comparaison avec la population de référence.

Cette stabilité a deux aspects :

- D'un point de vue univarié : qui consiste simplement à regarder si la distribution des modalités de la variable est conservée, sans se poser la question des interactions avec les autres variables.
- D'un point de vue bivarié : qui consiste à regarder si la distribution jointe de deux variables est déformée par l'enrichissement, par rapport à la distribution jointe du jeu de données de référence. Une des deux variables au moins doit être une des sorties de l'enrichisseur, sinon il n'y aura pas de changement à observer.

Si une seule des deux variables est une sortie de l'enrichisseur, cette analyse renseignera sur la façon dont les interdépendances avec les variables d'entrée sont changées.

Si les deux variables sont des sorties de l'enrichisseur, cette analyse permettra de comprendre la façon dont les interdépendances entre les variables de sortie sont changées.

Nous retenons deux métriques pour mesurer cette stabilité :

- En prenant l'information mutuelle comme mesure de l'interdépendance entre deux variables et en mesurant le taux de variation de l'information mutuelle (Figure 26) comme proposé par (Schetelat et al., 2020).
- En mesurant directement l'écart entre les distributions jointes de la base d'apprentissage et de la base enrichie. Nous prenons pour cela les distributions jointes comme des vecteurs entre lesquels nous mesurons une distance, par exemple avec le CV(RMSE) (*Coefficient of Variation of Root Mean Square Error*).

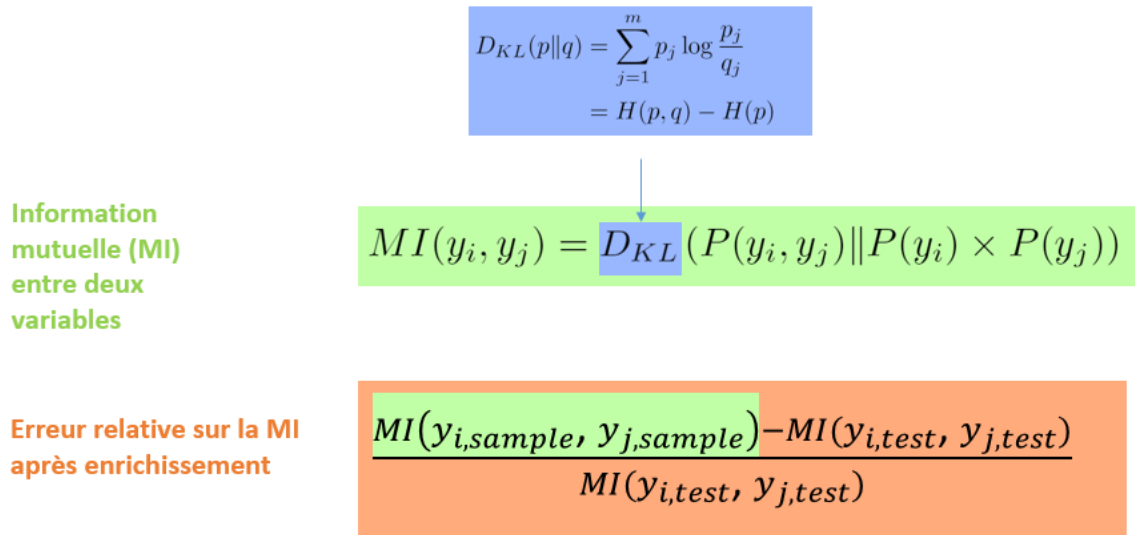


Figure 26 : illustration des métriques pour la stabilité bivariable des enrichisseurs, adapté de (Schetelat et al., 2020)

Complémentarité de la performance ponctuelle et de la stabilité d'un enrichisseur

La stabilité et la performance ponctuelle sont deux notions complémentaires. Par exemple, si l'enrichisseur naïf a une performance individuelle probablement médiocre il est par construction parfaitement stable (d'un point de vue univarié).

A l'inverse, si une classe est très déséquilibrée (par exemple 90 % d'une modalité et 10 % d'une autre) la performance d'un enrichisseur prédisant toujours le mode prépondérant sera très bonne, cependant il ne sera pas stable.

Performances des réseaux bayésiens et des régressions logistiques pour les métriques proposées

Enrichisseurs utilisés pour la comparaison

Nous retenons dans cette section le réseau bayésien de la Figure 27 et l'enchaînement de régressions logistiques de la Figure 28. En raison des différences importantes entre les types de logements (maison individuelle ou logement collectif) nous préférons les traiter comme deux enrichisseurs différents que d'ajouter une variable sur le type de logement.

Les deux approches ont les mêmes variables d'entrée, la différence réside dans le fait que le réseau bayésien intègre toutes les interdépendances entre les variables en une seule étape, tandis que nous forçons une forme d'interdépendance supplémentaire entre les classes d'isolation des murs et des autres parois.

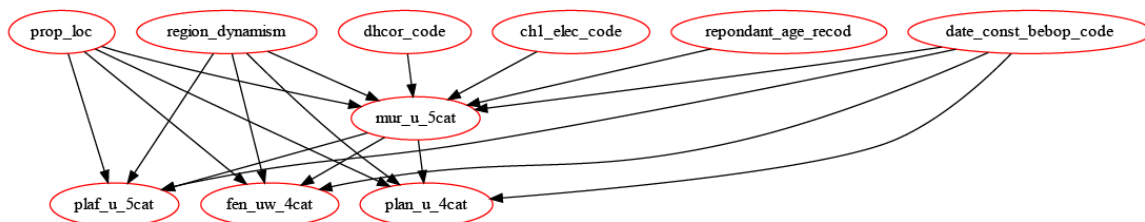


Figure 27 : réseau bayésien retenu

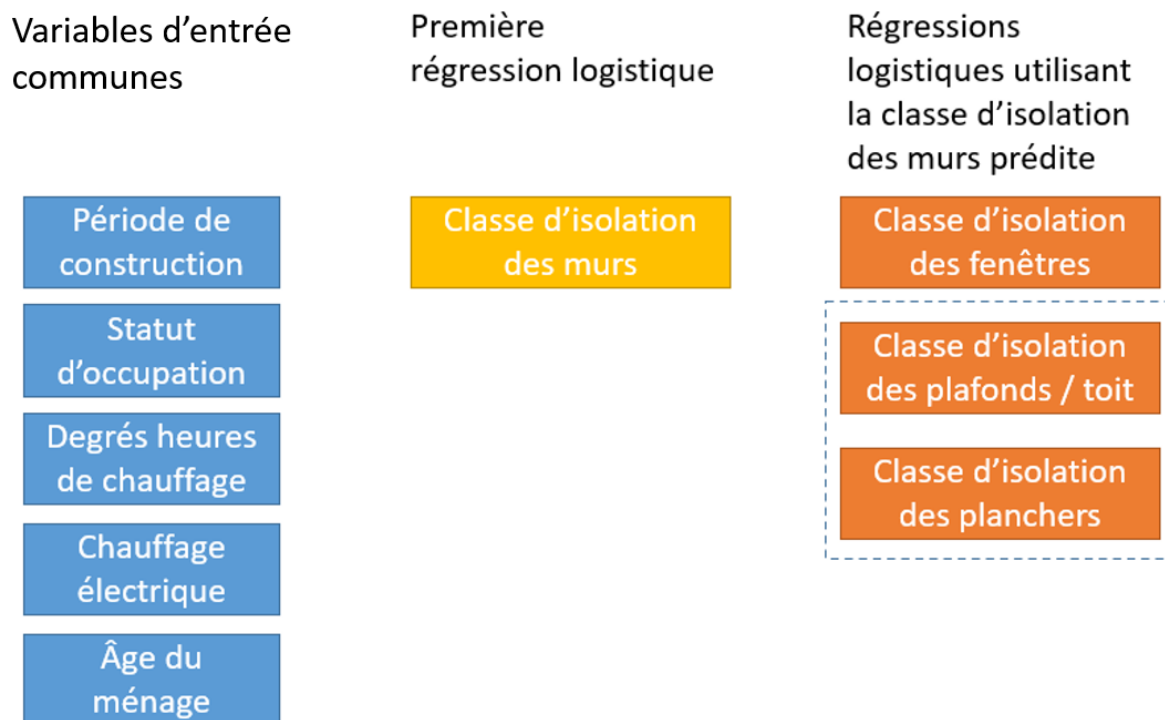


Figure 28 : enchaînement de régressions logistiques retenu

Métriques pour la performance ponctuelle

Le Tableau 7 résume la performance ponctuelle des différents enrichisseurs envisagés, le gain d'information est calculé par rapport à l'enrichisseur naïf (cf. Figure 25).

Nous observons que pour les variables ayant une faible dépendance aux variables d'entrée (comme la performance des fenêtres) le gain d'information par rapport à un enrichisseur naïf est moins marqué.

De manière générale, le réseau bayésien est plus performant, surtout pour les classes d'isolation des murs. Les régressions logistiques enchaînées apportent un léger gain de performance.

Tableau 7 : gain d'information relatif entre les valeurs réelles et prédites par les différents enrichisseurs

	Enrichisseur naïf	Réseau bayésien	Régressions logistiques indépendantes	Régressions logistiques chaînées
Murs (5 catégories)	0 %	50 %	18 %	
Plafonds (5 catégories)	0 %	17 %	11 %	15 %
Plancher (4 catégories)	0 %	11 %	8 %	9 %
Fenêtre (4 catégories)	0 %	8 %	4 %	5 %

Métriques pour la stabilité des modèles

Nous résumons les erreurs relatives sur l'information mutuelle dans le Tableau 8 pour le réseau bayésien et dans le Tableau 9 pour les régressions logistiques enchaînées.

Nous rappelons qu'une erreur relative positive signifie que la dépendance est accentuée, tandis qu'une erreur relative négative signifie que la dépendance est amoindrie. L'enrichisseur le plus performant est donc celui qui minimise l'erreur relative en valeur absolue.

Les régressions logistiques enchainées donnent de meilleurs résultats dans l'ensemble. Il y a tout de même une tendance, quel que soit l'enrichisseur, à perdre les interdépendances entre les variables de sorties. Les réseaux bayésiens présentent également des anomalies ponctuelles, avec des erreurs très importantes sur l'information mutuelle entre certaines variables (par exemple sur les planchers, cf. Tableau 9). De notre compréhension, cela est lié à un manque de régularisation de cet enrichisseur, ce qui nécessite par exemple de simplifier la structure du graphe.

Une limite de l'information mutuelle est sa difficulté d'interprétation. Nous représentons donc par exemple à la Figure 29 les effectifs croisés entre les classes d'isolation des murs et des plafonds. La cohérence d'ensemble est satisfaisante, avec 32 % de CV(RMSE) et un R^2 de 0,85. Cela signifie que l'enrichisseur est à même de reproduire correctement les interdépendances.

Tableau 8 : erreur relative (%) de l'information mutuelle après enrichissement avec un réseau bayésien

	Degrés heures	Chauffage électrique	Age du ménage	Région dynamique	Statut d'occupation	Période construction	Murs	Plafonds	Plancher	Fenêtre
Degrés heures	0	0	0	0	0	0	-8	38	28	10
Chauffage électrique	0	0	0	0	0	0	11	-37	86	35
Age du ménage	0	0	0	0	0	0	17	-2	11	64
Région dynamique	0	0	0	0	0	0	-3	-4	370	-38
Statut d'occupation	0	0	0	0	0	0	-18	-18	139	69
Période construction	0	0	0	0	0	0	0	15	8	4
Murs	-8	11	17	-3	-18	0	0	-74	-56	-74
Plafonds	38	-37	-2	-4	-18	15	-74	0	-43	-56
Plancher	28	86	11	370	139	8	-56	-43	0	3
Fenêtre	10	35	64	-38	69	4	-74	-56	3	0

Tableau 9 : erreur relative (%) de l'information mutuelle après enrichissement avec des régressions logistiques enchaînées

	Degrés heures	Chauffage électrique	Age du ménage	Région dynamique	Statut d'occupation	Période construction	Murs	Plafonds	Plancher	Fenêtre
Degrés heures	0	0	0	0	0	0	14	22	22	25
Chauffage électrique	0	0	0	0	0	0	33	5	-19	-14
Age du ménage	0	0	0	0	0	0	6	11	19	36
Région dynamique	0	0	0	0	0	0	11	3	2	46
Statut d'occupation	0	0	0	0	0	0	9	-21	-30	-7
Période construction	0	0	0	0	0	0	9	8	-3	11
Murs	14	33	6	11	9	9	0	-62	-51	-59
Plafonds	22	5	11	3	-21	8	-62	0	-45	-27
Plancher	22	-19	19	2	-30	-3	-51	-45	0	29
Fenêtre	25	-14	36	46	-7	11	-59	-27	29	0

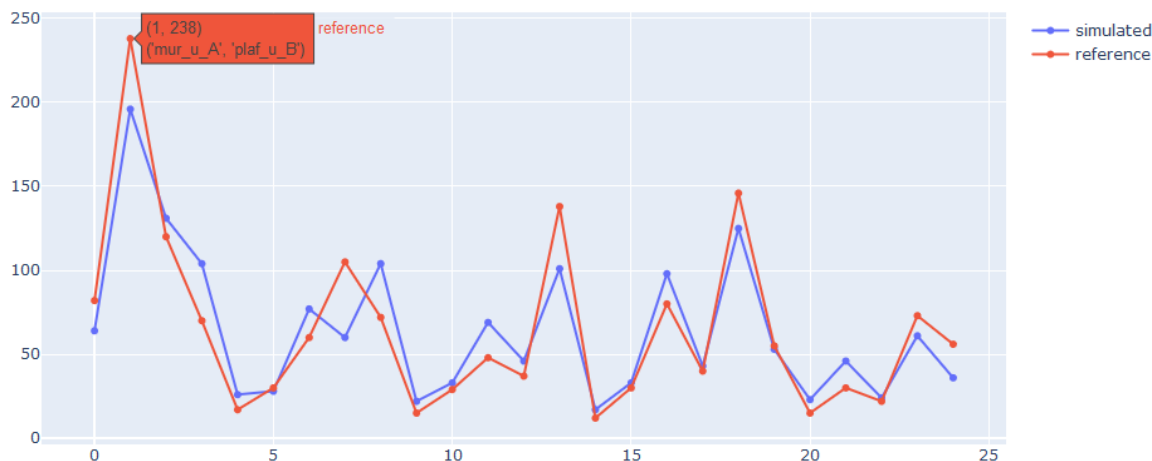


Figure 29 : effectifs de la distribution jointe des classes d'isolation des murs et des plafonds au sein de l'échantillon de référence (rouge) par rapport à distribution prédite (bleu) avec l'enrichisseur utilisant des régressions logistiques.

3.2.5. Niveau d'incertitudes lié à l'enrichissement

Les travaux de (Lefort, 2022) ont montré l'importance de prendre en compte l'enrichissement comme une étape importante lors de l'estimation des incertitudes d'un modèle. Nous n'avons pas eu le temps de mettre en œuvre rigoureusement la méthodologie développée, mais nous proposons toutefois une évaluation de quelques incertitudes liées à l'enrichissement et aux choix des jeux de données pris comme référence pour décrire le parc.

Enfin, le Tableau 5 montrait que les millésimes des enquêtes utilisées pour paramétrer s'étendent sur une dizaine d'année, majoritairement de 2010 à 2020. Cela revient donc à supposer que les enrichisseurs construits à partir d'un jeu de données représentatif d'une année N restent valable sur l'ensemble de la période considérée. L'ensemble des étapes de calage et de validation du chapitre 4 se concentre sur cette période.

Pour prendre en compte les évolutions d'effectifs des différentes populations lors de cette période (par exemple l'augmentation du nombre de logements construits après 2012 ou le nombre de logements chauffés avec des PAC), nous procédons pour chaque année à un calage sur marge (Sautory, 2018). Nous utilisons pour cela la méthode de *iterative proportional fitting* avec l'implémentation proposée dans le module Python de (Forthomme, 2016).

3.2.6. Conclusions sur l'enrichissement

Méthodes retenues pour l'enrichissement des propriétés de l'enveloppe

Les **réseaux bayésiens** sont des représentations qui nous semblent à même d'assurer l'enrichissement des sources de données nécessaires pour les paramètres d'un modèle de parc à l'échelle nationale, et pour générer une diversité technique des déterminants en prenant en compte leur interdépendance (**Objectif B** de la thèse).

Les réseaux bayésiens surpassent les régressions logistiques en ce qui concerne la performance ponctuelle. Cependant, les réseaux bayésiens que nous avons mis en œuvre présentent une stabilité inférieure à un enrichisseur utilisant des régressions logistiques. Il serait sans doute possible d'améliorer la stabilité des réseaux bayésiens en jouant notamment sur l'architecture du graphe, la régularisation de la table de probabilité conditionnelle ou la méthode d'échantillonnage. Cependant,

ce sont généralement des heuristiques qui sont utilisées mais pas partagées par les auteurs. Un travail collaboratif serait nécessaire, ce qui n'a pas été entrepris dans le cadre de cette thèse.

En outre, nous pouvons émettre l'hypothèse que la moindre performance ponctuelle des régressions logistiques s'explique par les termes de régularisation, qui apportent cependant plus de stabilité à l'enrichisseur.

Nous avons retenu pour l'enrichissement des propriétés thermiques de l'enveloppe au sein de l'Enquête Chauffage un modèle d'imputation explicite fondé sur des régressions logistiques, qui nous semble être le meilleur compromis.

Liste exhaustive des enrichissements utilisés

Nous avons détaillé précédemment le choix et la mise en œuvre de la méthode d'enrichissement pour les caractéristiques thermiques de l'enveloppe. Nous résumons au Tableau 10 les sources et le type d'enrichissement utilisés pour la définition de chacun des paramètres du modèle à l'échelle du parc.

Tableau 10 : listes des paramètres du modèle avec les sources utilisées et l'enrichissement éventuel associé

Catégories	Echelle	Paramètres du modèle	Source (Enrichissement éventuel pour les paramètres manquants)
ENVIRONNEMENT	PARC	Structurel (démographie, taille des ménages)	Enquête Chauffage (calage sur marge avec le RGP. Cf. 3.1)
		Influence du réseau (tarif HP/HC)	Enquête Chauffage enrichie avec les distributions horaires des HC selon le type de logement
	LOCALE	Climat et microclimat (zone climatique, altitude, îlot de chaleur urbain)	Enquête chauffage
		Environnement du bâtiment (rayonnement, masque solaire, mitoyenneté, densité urbaine)	Enquête chauffage
MENAGES	LOGEMENT	Composition du ménage, âge, CSP, revenu	Enquête Chauffage
BÂTI		Géométrie (nombre de pièces, surface habitable, surface d'enveloppe par type de paroi, volume, orientation...)	Enquête Chauffage enrichie avec des régressions linéaires issues de PHEBUS pour les surfaces par type de paroi, la longueur des ponts thermiques et l'orientation des fenêtres. Les régressions sont faites par type de logement et en fonction des conditions aux limites. Cf. 3.2.
		Type (Logement Collectif, Maison Individuelle) Période de construction	Enquête Chauffage
		Enveloppe (inertie, parois dont système d'isolation, planchers dont système d'isolation, menuiseries dont taux d'occultation surfacique et temporel, perméabilité)	Enquête Chauffage (classe d'inertie ³⁴) enrichie avec des régressions logistiques issues de PHEBUS pour les classes d'isolation thermique par type de paroi. Cf. 3.3.3. Les classes sont ensuite traduites en valeurs continues en utilisant PHEBUS.
		EQUIPEMENTS	Chauffage : type, énergie, types d'émetteurs
Eau chaude sanitaire (ECS) : type d'équipement, volume, puissance			Enquête chauffage enrichie avec les données constructeurs. Cf. 3.3.7
Climatisation : type, SEER			Enquête Rafraichissement enrichie avec les COP issus des données certifications. Cf. 2.4.2
Appareils électriques (appliances) + cuisson			Enrichissement avec CONSER à partir du type de logement et du nombre de personne dans le ménage. Cf. 3.3.5
COMPORTEMENT DES OCCUPANT.ES		Chauffage (taux d'occupation temporel et spatial, loi horaire de consigne de température (réduits jour/nuit, gestion active manuelle ou programmée, absence de gestion), surface chauffée du logement)	Enquête Chauffage
		ECS (loi de puisage)	Enrichissement avec EDT à partir du nombre d'occupant.es. Cf. 3.3.8
	Climatisation (consigne de température, loi horaire, surface climatisée du logement)	Enquête Rafraichissement	
	Présence et activité (chaleur des occupant.es)	Enquête Chauffage	

³⁴ Les valeurs sont estimées à partir des informations de l'Enquête Chauffage sur le type de construction enrichie des valeurs par défaut des bases DPE ("3CL-DPE," 2012) et de la norme (EN 13790, 2008).

3.3. Illustrations de caractéristiques importantes du parc de logements

Sans prétendre à l'exhaustivité, cette section vise à présenter les principales caractéristiques des jeux de données sur lequel s'appuiera notre modèle. L'état du parc décrit ici est celui avant projection.

3.3.1. Ménages

Le Tableau 11 ci-dessous résume quelques caractéristiques de l'ensemble des ménages français. Il en ressort que les propriétaires occupants sont plus nombreux en maison individuelle qu'en logement collectif (83 % contre 39 %), que les maisons individuelles sont occupées par des ménages aux revenus plus élevés (près d'un décile d'écart) et avec une densité d'occupation moindre.

Tableau 11 : statistiques descriptives de quelques caractéristiques des ménages français selon le type de logement. Source Enquête Chauffage.

Type de logement	Maison individuelle	Logement collectif
Proportion du parc	57 %	43 %
Ménages		
Statut d'occupation (proportion de propriétaire)	83 %	39 %
Revenu moyen (décile déclaré moyen)	5,5	4,7
Âge de la personne de référence		
<i>Moins de 44 ans</i>	31,5 %	38,5 %
<i>Entre 44 et 60 ans</i>	32,4 %	31,6 %
<i>Plus de 60 ans</i>	36,1 %	29,9 %
Nombre de personnes dans le ménage	2,7	2
Géométrie		
Surface moyenne (m ²)	121,9	66,3
Nombre de m ² par personne	53,8	39,5

3.3.2. Environnement

A l'échelle du parc de logements, il est important de prendre en compte la diversité de l'environnement des logements. Les principaux facteurs environnementaux sont le climat, les abords du logement (mitoyenneté, orientation et masques solaires) et l'influence du type de contrat de fourniture l'électricité (exemple de la présence d'heures creuses).

Influence du contrat de fourniture d'électricité

Les signaux d'heures pleines / heures creuses (HP/HC) émis par le gestionnaire de réseau peuvent asservir les périodes de fonctionnement des chauffe-eaux, en présence d'un contacteur. Deux types de plages d'HP/HC existent et se distinguent par la répartition des 8 heures creuses quotidiennes :

- Pour 60 % des clients, les heures creuses sont exclusivement nocturnes, réparties entre 20h et 8h (par exemple 22h-6h).
- Pour 40 % des clients, il y a une plage d'heures creuses méridiennes (entre 12h et 17h) en plus de la plage nocturne (20h-8h) (ENEDIS, 2023).

La répartition exacte des plages est faite en « fonction des conditions d'exploitation et de la capacité locale du réseau public de distribution » (ENEDIS, 2023). De manière générale, il est important de noter que les proportions de plage méridienne sont plus élevées dans les maisons individuelles (source Panel

Résidentiel). Cette prise en compte est importante car elle influence la forme de la courbe de charge d'ECS.

Prise en compte de la diversité du climat

A l'échelle du territoire français, il importe de prendre en compte la diversité des climats. Ces derniers sont définis de manière simplifiée par 8 zones climatiques, chacune ayant un climat uniforme moyen (Ministère de l'égalité des territoires et du logement, 2012). Une ville représentative de ce climat est définie pour chaque zone (cf. Figure 30).

Les écarts de températures ou d'ensoleillement moyens entre ces zones sont conséquents, ce qui explique des disparités dans les types de construction, d'isolation, etc. Ces différences sont renforcées par les différences d'altitude (-1°C tous les 154 m dans le modèle *International Standard Atmosphere*). Au cours d'une journée, la variabilité de la température et de l'ensoleillement à l'échelle de la France est également importante et doit être prise en compte. A noter enfin un écart des horaires du soleil de près d'une heure entre l'est et l'ouest du pays.

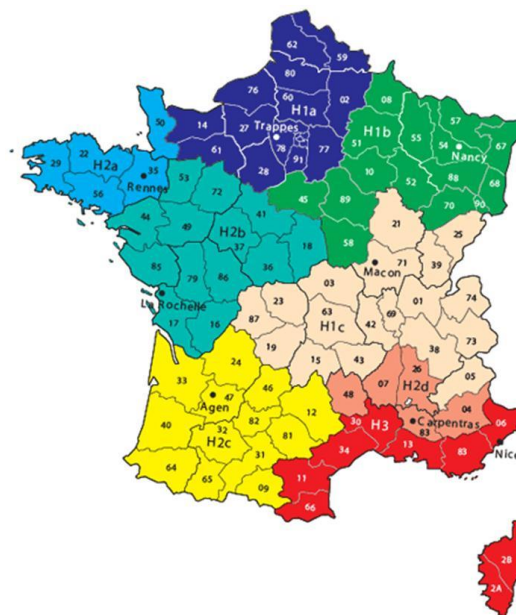


Figure 30 : répartition des départements de France métropolitaine en 8 zones climatiques (Ministère de l'égalité des territoires et du logement, 2012)

Abord des bâtiments

L'environnement immédiat des bâtiments est constitué des bâtiments alentours, de la végétation, etc. En dehors de son influence sur le microclimat urbain, cet environnement agit comme des masques solaires qui viennent amoindrir les apports solaires du bâtiment. A l'échelle du parc de logements, il y a peu de sources de données capables de quantifier ces masques. De même, l'îlot de chaleur est mal documenté localement.

Lorsque des bâtiments sont mitoyens, la fraction de l'enveloppe exposée aux températures extérieures est réduite. Le Tableau 12 et le Tableau 13, ci-dessous, résument les types de mitoyennetés rencontrés à l'échelle du parc. Par ailleurs, concernant les logements collectifs une partie des surfaces déperditives ne donne pas sur l'extérieur mais sur des locaux non chauffés (hall, escalier, couloirs). Nous prenons en compte ces différences dans les enrichisseurs en distinguant selon le type de logement et ses conditions aux limites.

Enfin, l'orientation du logement va influencer l'intensité et la temporalité des apports solaires qui atteindront leur maximum le matin à l'est, le midi au sud ou l'après-midi à l'ouest (Figure 31). Dans le processus d'enrichissement nous supposons une répartition équiprobable des orientations³⁵.

Tableau 12 : répartition des maisons individuelles par type de mitoyenneté

Type de maison individuelle	Isolée	Mitoyenne sur un côté	Mitoyenne sur au moins deux côtés
Proportion PHEBUS	69 %	19 %	12 %
Proportion Enquête Chauffage	66 %	22 %	11 %

Tableau 13 : répartition des logements collectifs en fonction de leurs conditions aux limites

Logement collectif	En rez de chaussée	En niveau intermédiaire	Sous les toits
Proportion PHEBUS	26 %	47 %	27 %

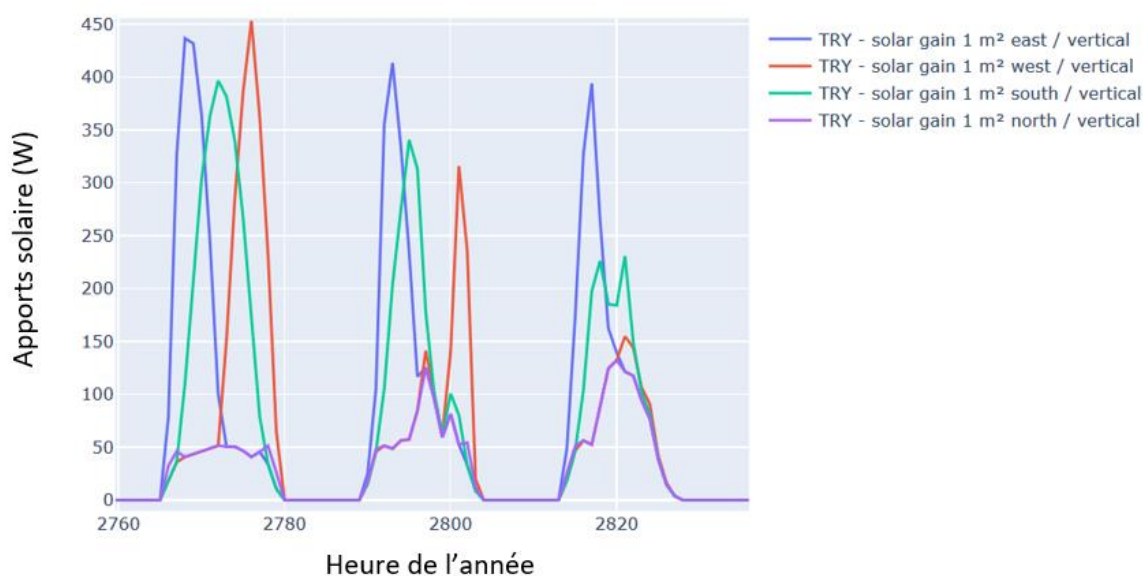


Figure 31 : effet de l'orientation d'une fenêtre sur les apports solaires à climat normal pour trois journées de juin, avec un vitrage de 1 m² vertical et un facteur solaire de 0,7.

3.3.3. Géométrie des logements

Les logements sont généralement d'abord décrits en fonction de leur surface habitable qui est définie dans le Code de la construction et de l'habitation³⁶. Pour une surface habitable donnée, la géométrie

³⁵ L'exploitation de l'Enquête Rafraîchissement permettrait d'exploiter les orientations et les inclinaisons de vitrage déclarées pièce par pièce.

³⁶ Article R. 111-2 du Code de la construction et de l'habitation : « La surface habitable d'un logement est la surface de plancher construite, après déduction des surfaces occupées par les murs, cloisons, marches et cages d'escaliers, gaines, embrasures de portes et de fenêtres. Il n'est pas tenu compte de la superficie des combles non aménagés, caves, sous-sols, remises, garages, terrasses, loggias, balcons, séchoirs extérieurs au logement, vérandas, volumes vitrés prévus à l'article R. 111-10, locaux communs et autres dépendances des logements, ni des parties de locaux d'une hauteur inférieure à 1,80 mètre. »

du logement va influencer les déperditions, selon la surface d'échange avec l'extérieur. De même les surfaces vitrées et leur orientation vont influencer les apports solaires.

Surface habitable

Le Tableau 14 donne la répartition des surfaces habitables en fonction de l'énergie principale de chauffage et du type de logement. Les maisons individuelles ont une surface qui est près du double de celle des logements collectifs. Nous pouvons observer que les logements chauffés à l'électricité par effet Joule sont généralement plus petits de près de 10 m² par rapport aux autres.

Tableau 14 : répartition des surfaces habitables par type de logement et par énergie principale de chauffage

Type de logement	Energie principale de chauffage	Nombre de personnes	Surface habitable (m ²)	Surface habitable par personne (m ² /capita)
Maison individuelle	Joule	2,7	117	51
	PAC	2,7	127	56
	Fossile	2,6	124	55
	Bois	2,8	122	53
Logement collectif	Joule	1,9	60	38
	PAC	2,2	70	38
	Fossile	2,1	70	41
	RCU	2,2	72	40

Surface d'enveloppe

Nous définissons la surface d'enveloppe comme l'ensemble des surfaces déperditives du logement. Par convention, nous considérons comme déperditives toutes les surfaces ne donnant pas sur un local chauffé ("3CL-DPE," 2012). La surface d'enveloppe inclut donc les toits ou plafonds, les planchers bas et les murs ne donnant pas sur des locaux chauffés. La Figure 32 représente la surface d'enveloppe en fonction de la surface habitable. La distinction entre logements collectifs et maisons individuelles est immédiatement visible. Ces dernières ont des surfaces habitables plus grandes (122 contre 66 m²) et à surface habitable équivalente, la surface d'enveloppe est plus grande.

La Figure 33 donne une représentation analogue, avec la compacité³⁷ en abscisse. Il est alors visible qu'une partie des logements collectifs et des maisons individuelles ont des propriétés géométriques proches. En décomposant le même graphique en fonction de la composition de l'enveloppe (Figure 34), les distributions sous-jacentes apparaissent plus clairement. Les logements dont l'enveloppe n'est constituée que de murs et vitrages (des logements collectifs à un niveau intermédiaire sans toit ni plancher bas) ont les surfaces et les compacités les plus faibles.

Les logements ayant des murs et un plancher ou un plafond (logement collectif au RDC ou dernier étage) ont des compacités plus élevées. La distribution est plus étalée.

Enfin les maisons individuelles (ayant chacune plancher et toit) montrent une diversité plus grande, avec une distribution très étalée. Les compacités s'étalent de 2 à 3,5.

³⁷ La compacité est normalement définie comme le ratio de la surface d'enveloppe sur le volume. Dans la suite nous appelons abusivement « compacité » le rapport de la surface d'enveloppe sur la surface habitable, qui correspond à la compacité à une multiplication par la hauteur sous plafond près.

En décomposant selon le type de maison individuelle (Figure 35), il apparaît que les maisons de plain-pied forment une catégorie homogène avec une compacité au-delà de 3. De manière logique, les maisons ayant un étage ou des combles habités présentent une surface habitable plus grande à surface d'enveloppe équivalente. D'où une compacité plus faible, majoritairement entre 2 et 3.

De même, selon le niveau de mitoyenneté des maisons individuelles (Figure 36). Les maisons mitoyennes sur deux côtés ont des compacités centrées autour de 2. Les maisons mitoyennes sur un côté ont majoritairement une compacité en-dessous de 3.

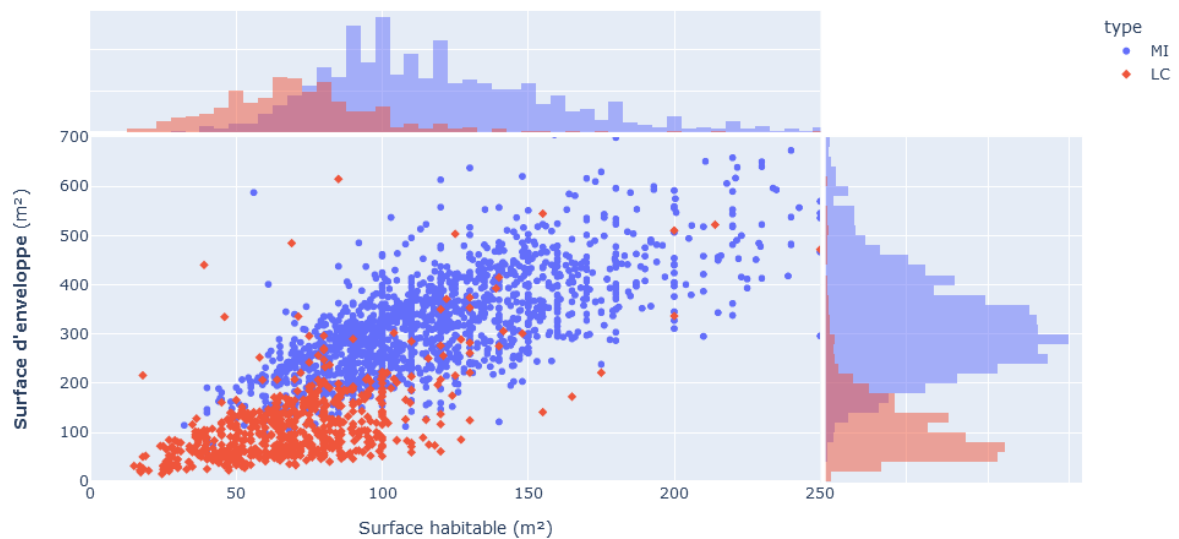


Figure 32 : surface d'enveloppe en fonction de la surface habitable par type de logement (LC = logement collectif, MI = maison individuelle). Source PHEBUS.

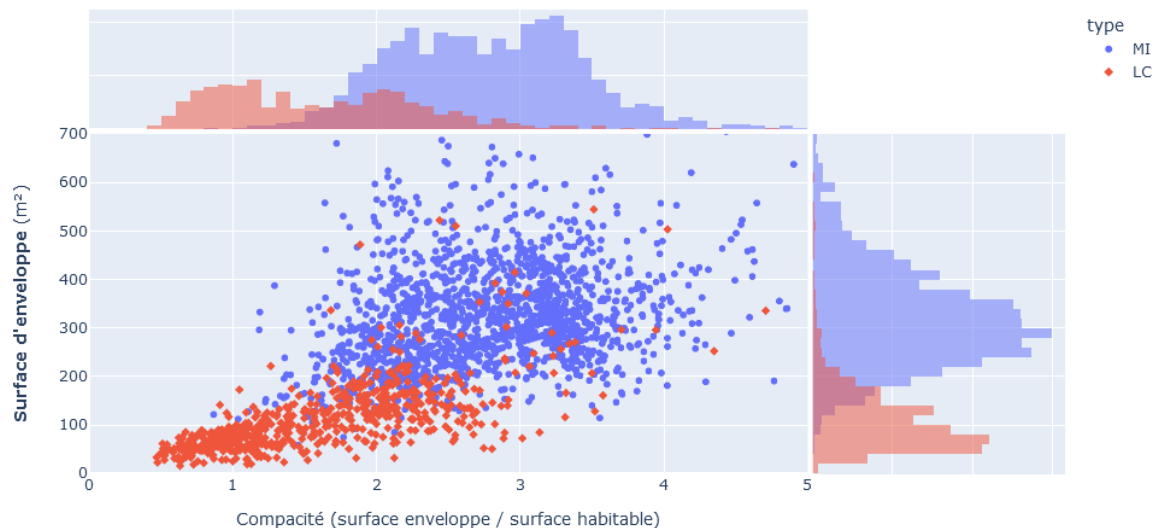


Figure 33 : surface d'enveloppe en fonction de la compacité (ici définie comme le ratio de la surface d'enveloppe sur la surface habitable) par type de logement (LC = logement collectif, MI = maison individuelle). Source PHEBUS.

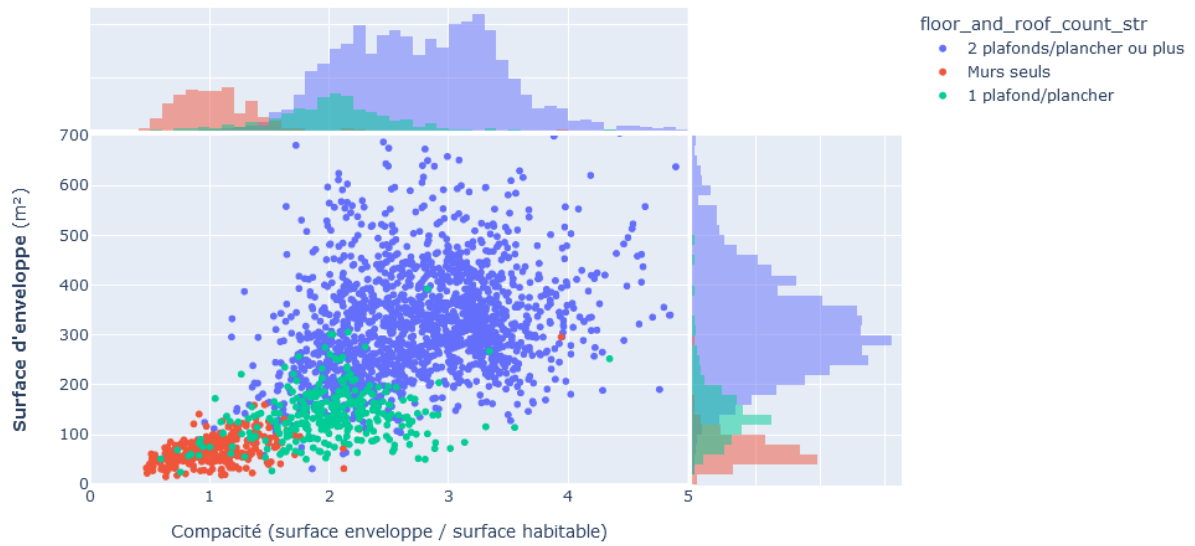


Figure 34 : surface d'enveloppe en fonction de la compacité (ici définie comme le ratio de la surface d'enveloppe sur la surface habitable), par nature d'enveloppe

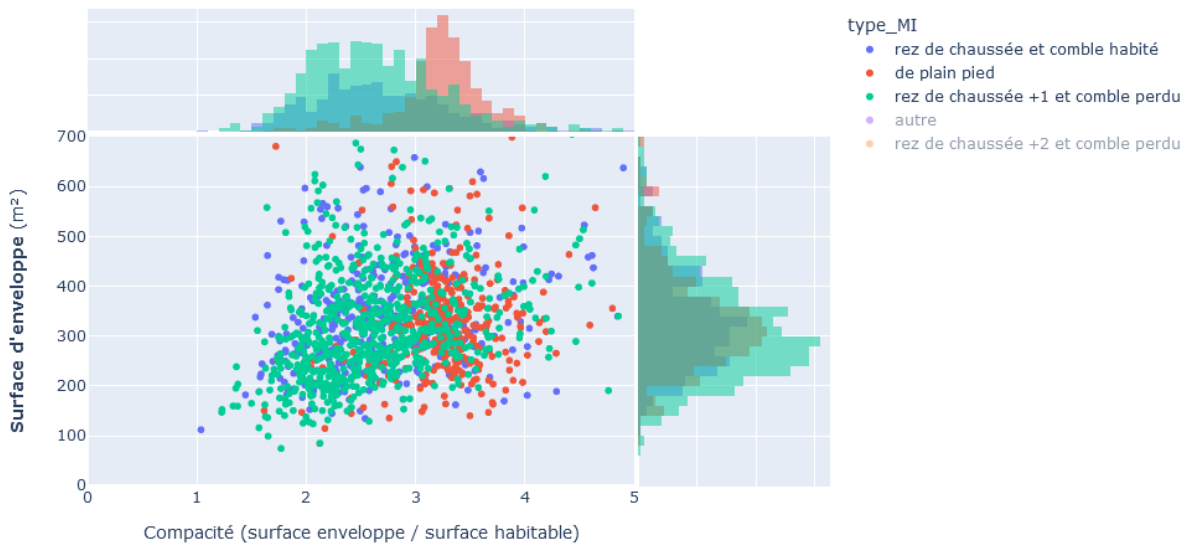


Figure 35 : surface d'enveloppe en fonction de la compacité (ici définie comme le ratio de la surface d'enveloppe sur la surface habitable), selon le type de maison individuelle

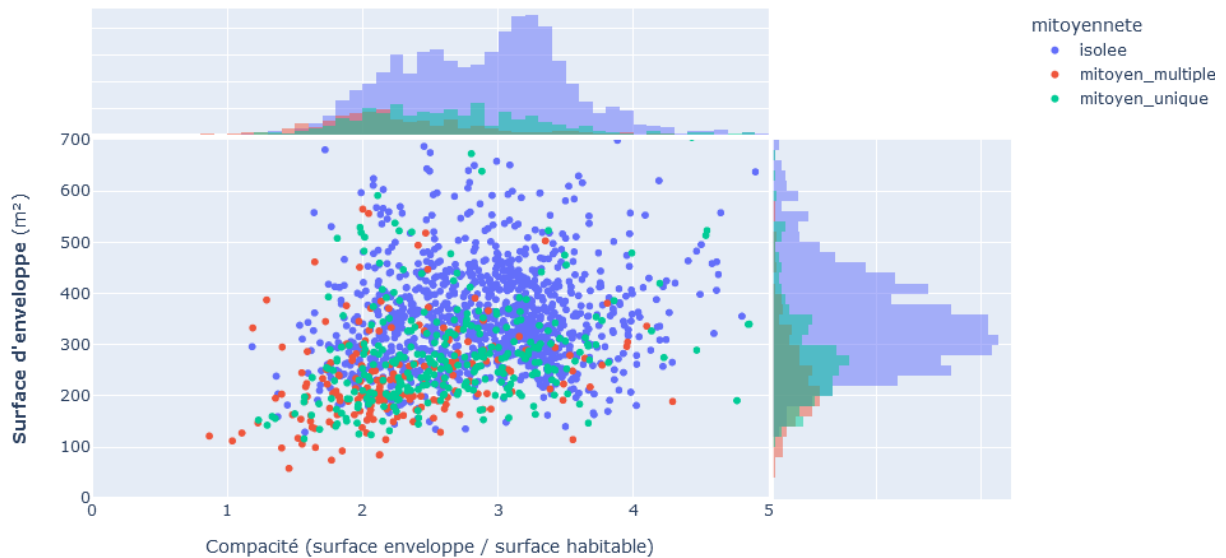


Figure 36 : surface d'enveloppe en fonction du ratio de la surface d'enveloppe sur la surface habitable, en fonction du niveau de mitoyenneté des maisons individuelles

Surface vitrée du logement

Pour caractériser les parois vitrées, deux indicateurs normalisés sont couramment utilisés : le ratio de la surface des fenêtres sur la surface habitable (WFR, *Window to floor ratio*) et le ratio de la surface des fenêtres sur la surface des murs (WWR, *Window to wall ratio*). La Figure 37 représente le WFR des logements collectifs et des maisons individuelles. Ces dernières ont une proportion de surfaces vitrées légèrement plus faible. De fait, les pièces du logement peuvent être plus grandes sans avoir plus de surfaces de fenêtres.

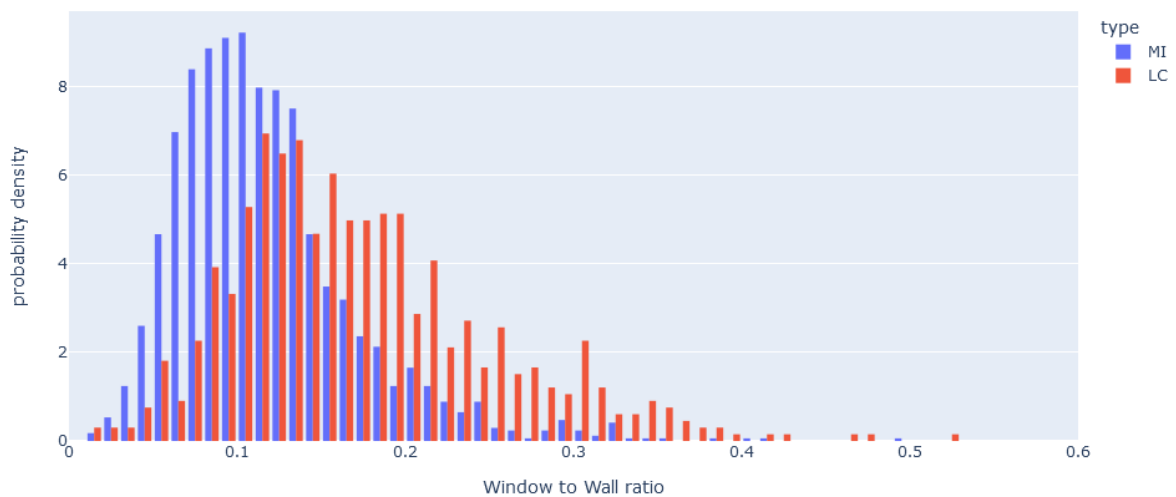


Figure 37 : répartition du WFR en fonction du type de logement (maison individuelle ou logement collectif). Source PHEBUS.

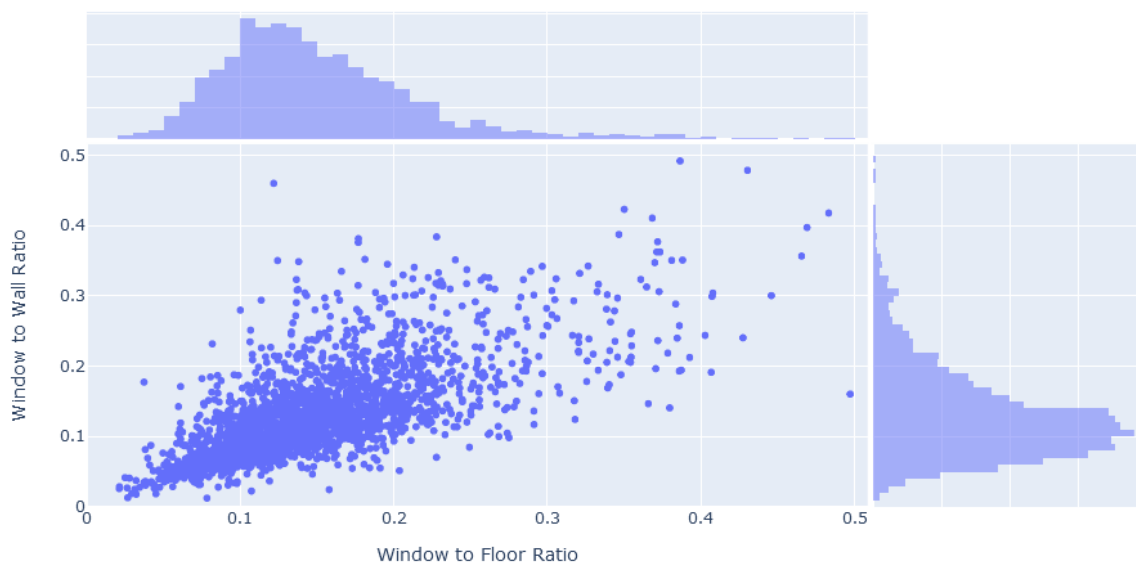


Figure 38 : évolution du WFR en fonction du WWR. Source PHEBUS

3.3.4. Bâti

Nature du parc de logements

Le parc de logements est constitué des résidences principales (individuelles et collectives), des résidences secondaires et des logements vacants. Dans toutes les suites, nous ne nous concentrons que sur le parc de résidences principales car bien qu'il ne représente que 87 % du parc (Figure 39) il correspond à 97 % des consommations d'énergie (source CEREN).

Le parc des résidences principales est encore majoritairement ancien, 40 % ayant été construites avant 1971 (Figure 40). Les constructions neuves se font depuis à un rythme fluctuant (entre 338 à 493 milliers de logements par an de 2000 à 2022 d'après le SDES).

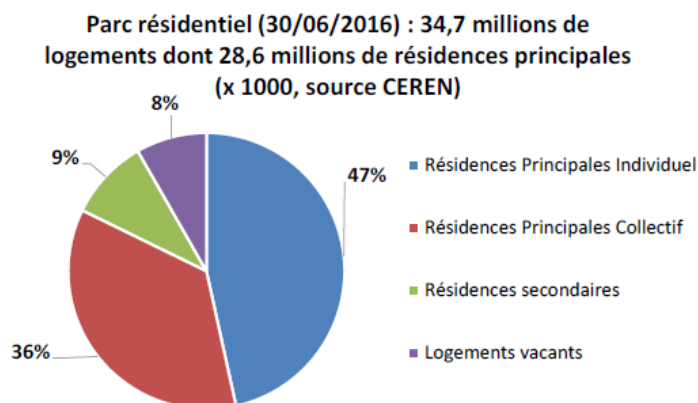


Figure 39 : répartition du parc résidentiel français par type de logement. Source CEREN 2016.

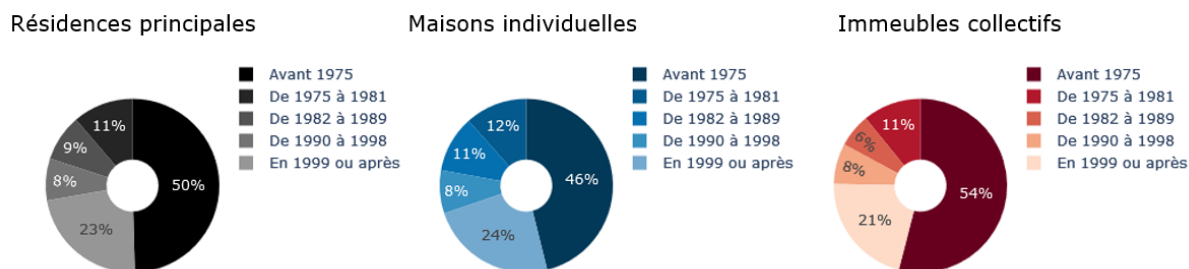


Figure 40 : répartition du parc de résidence principale par période de construction. Source CEREN 2019.

Description des niveaux d'isolation du bâti

L'exploitation des bases DPE permet d'aboutir à une distribution des coefficients de transfert thermique par type de parois. En décomposant cette distribution par période de construction du logement (par exemple pour les murs, Figure 41), il est possible de voir plusieurs phénomènes :

- Pour les logements construits avant les premières réglementations thermiques (1974), on aperçoit un pic de fréquence à $2 \text{ W}/(\text{m}^2.\text{K})$ qui correspond aux parois non isolées. Les autres valeurs correspondent donc à des rénovations.
- La distribution est engendrée par un ensemble de valeurs discrètes, issues des réglementations thermiques successives. Pour les constructions datant d'après 1974 on observe une (quasi) disparition des valeurs supérieures à $1,05 \text{ W}/(\text{m}^2.\text{K})$. Pour les constructions datant d'après 1989, les valeurs sont inférieures à $0,5 \text{ W}/(\text{m}^2.\text{K})$, etc.

A partir de l'analyse des périodes de construction successives, nous proposons dans le Tableau 15 une division en classes discrètes des coefficients de transfert thermique pour chaque type de parois. Les seuils proposés permettent une séparation empirique des périodes de construction (Figure 41). Le nombre de classe peut être adapté en regroupant les seuils les plus proches. Nous nous appuyons sur cette décomposition pour toutes les applications nécessitant une discrétisation des niveaux d'isolation.

En s'appuyant sur ce découpage en classes, il est possible d'évaluer quantitativement des taux de rénovation actuels, ce que nous proposons au chapitre 5.

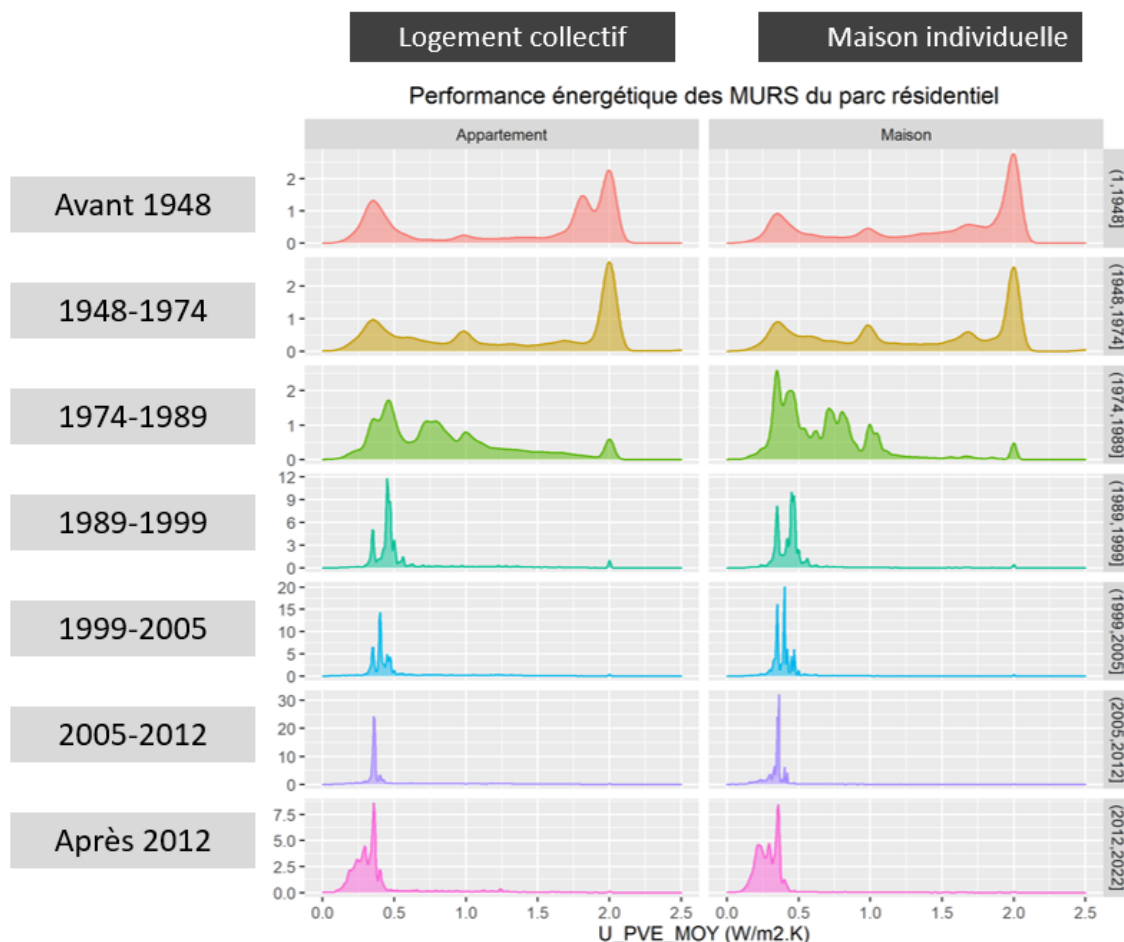


Figure 41 : distribution des coefficients de transfert thermique des murs selon le type de logement et la période de construction du logement (Gandon, 2020)

Tableau 15 : proposition de seuils discrets pour la définition de classes de coefficients de transferts thermiques par type de parois exprimés en $W/(m^2.K)$ (Gandon and Moreau, 2021)

Type de paroi	Seuil de la classe de coefficient de transfert thermique $W/(m^2.K)$				
Vitrage	3,57	2,38	2	1,64	1
Murs	1,96	1,05	0,43	0,31	0,21
Planchers haut / toit	1,89	0,5	0,28	0,21	0,17
Planchers bas	1,89	0,65	0,5	0,37	0,3

Tableau 16 : proportion des classes d'isolation des murs du parc de résidences principales par période de construction tels que décrits dans PHEBUS (2012).

Période de construction	Avant 1975	1975-1982	1982-1989	1989-2000	2000, 2020
Classe d'isolation du mur 0	32 %	8 %	2 %	1 %	1 %
Classe d'isolation du mur 1	32 %	12 %	9 %	4 %	2 %
Classe d'isolation du mur 2	12 %	39 %	29 %	10 %	6 %
Classe d'isolation du mur 3	11 %	15 %	20 %	45 %	12 %
Classe d'isolation du mur 4	13 %	26 %	40 %	40 %	79 %

Facteurs influençant les niveaux d'isolation des parois

Nous avons jusqu'ici décrit les niveaux d'isolation des parois uniquement au regard des périodes de constructions successives. Ces dernières sont délimitées par les réglementations thermiques (RT) qui imposent une amélioration de la performance thermique de l'enveloppe. Il est donc naturel que la période de construction d'un logement influence grandement la performance de son bâti.

Cependant, comme l'illustre le Tableau 16, une grande partie du parc ancien a déjà fait l'objet de rénovations. Nous cherchons donc à décrire les facteurs qui influencent le niveau actuel d'isolation des parois. Nous ne cherchons pas ici à reproduire les variables qui ont conduit à ces rénovations mais simplement à décrire l'état actuel du parc.

La Figure 42 représente le niveau d'information mutuelle entre les niveaux d'isolation des parois, des caractéristiques des logements et des ménages. Nous avons présenté la définition mathématique de l'information mutuelle dans la section précédente. A ce stade, il suffit d'avoir en tête qu'une information mutuelle nulle signifie l'indépendance des variables. A l'inverse, une information mutuelle proche de 1 signifie qu'il y a une forte interdépendance entre les deux variables. La matrice d'information (Figure 42) est donc symétrique et sa diagonale vaut 1.

Les principales conclusions de l'analyse de cette matrice sont les suivantes :

- Nous retrouvons bien une dépendance entre la période de construction et le niveau d'isolation. La dépendance est particulièrement marquée pour les murs, pour lesquels les rénovations sont les plus lentes. A l'inverse, elle est plus faible pour l'isolation des fenêtres qui ont fait l'objet de remplacements quelle que soit la période de construction. Les planchers et plafonds/toitures sont dans l'entre deux, ces derniers étant l'objet de rénovations souvent plus faciles à entreprendre.
- Les niveaux d'isolation des parois sont eux-mêmes liés. Cela peut être du fait des réglementations thermiques ou du fait que les gestes de rénovation de chaque type de paroi au sein d'un même logement vont souvent de pair, soit lors d'une rénovation globale soit avec des gestes successifs.
- L'énergie de chauffage, la rudesse du climat hivernal, le statut d'occupation, l'âge et le revenu du ménage sont tous corrélés au niveau d'isolation. Cette dépendance est plus marquée pour le niveau d'isolation des murs et beaucoup plus faible pour les fenêtres. De manière plus détaillée :
 - L'utilisation d'électricité pour le chauffage est associée à un meilleur niveau d'isolation du fait des réglementations thermiques pour les constructions neuves à partir de la RT74 (Allibe, 2013).
 - Pour les mêmes raisons normatives, et lié à des consommations de chauffage plus importantes, les logements situés dans un climat froid en hiver sont mieux isolés.
 - Les logements occupés par leurs propriétaires sont généralement mieux isolés que les logements loués. De même, les plus hauts niveaux de revenus vivent dans des logements mieux isolés (SDES, 2020).
 - Les personnes plus âgées, surtout lorsqu'elles sont propriétaires, sont plus à même d'avoir entrepris des travaux d'isolation thermique du logement qu'elles occupent.

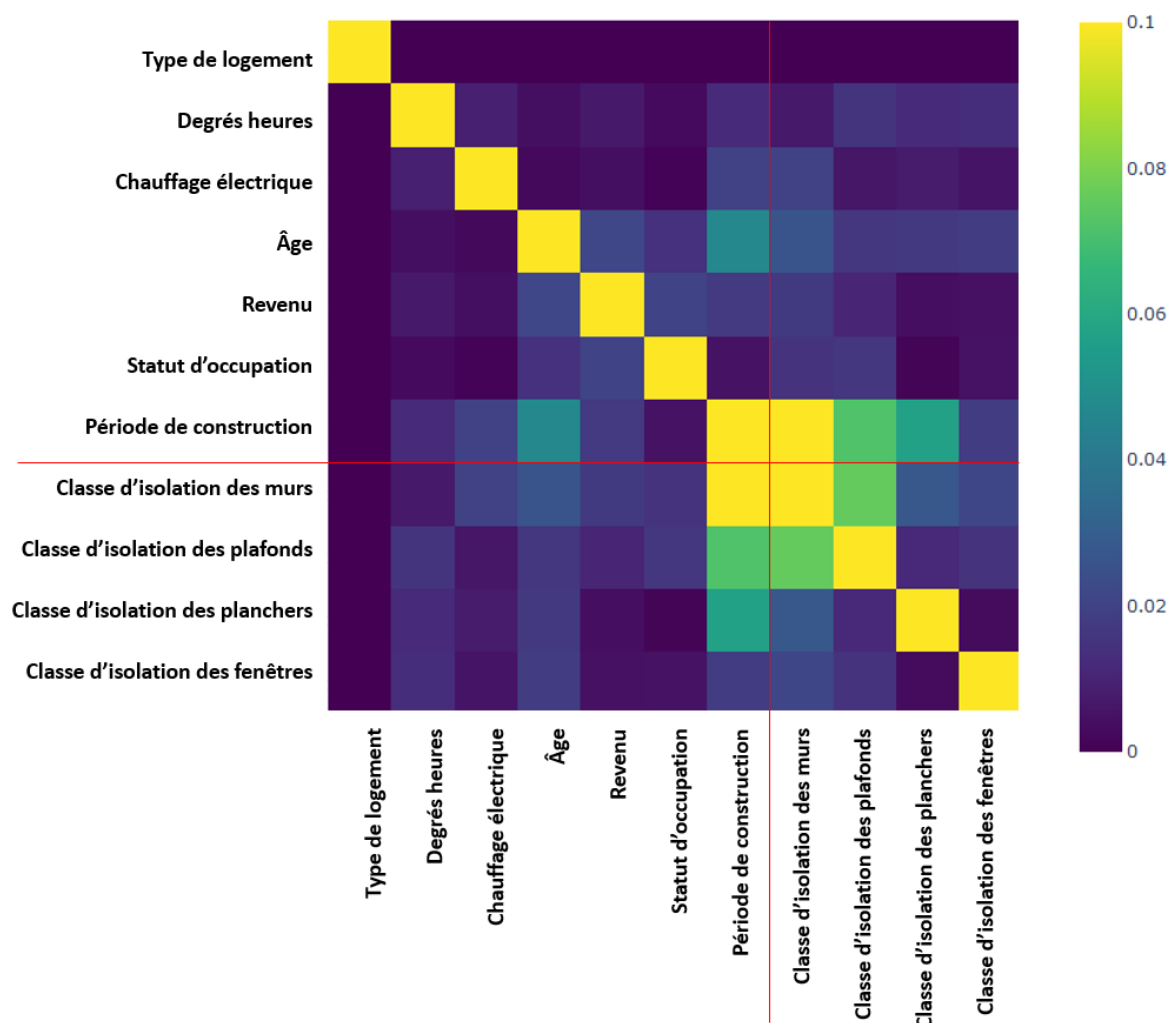


Figure 42 : matrice d'information mutuelle entre les principales variables caractérisant les logements et leur niveau d'isolation. Les valeurs sont tronquées à 0,1 pour la lisibilité de l'échelle de couleur. Les valeurs sur la diagonale sont de 1. Les lignes rouges permettent de simplifier la lecture en séparant les variables décrivant le niveau d'isolation du bâti et les autres.

3.3.5. Equipements résidentiels

Nous distinguons les équipements thermiques (chauffage, ECS, climatisation) des autres équipements résidentiels (*appliances*) qui relèvent principalement des usages spécifiques³⁸ de l'électricité et de la cuisson. Les premiers font l'objet d'une modélisation dans cette thèse, nous présentons donc les données venant alimenter cette modélisation. Les seconds ne sont pas modélisés explicitement dans la thèse mais leurs consommations sont autant d'apports internes à prendre en compte dans la modélisation des besoins thermiques des logements. Nous regardons seulement les sources à même de comptabiliser leurs consommations.

Electricité spécifique et cuisson

L'évaluation des consommations d'électricité spécifique et de cuisson est importante pour l'estimation des besoins thermiques puisque les usages spécifiques produisent des apports internes importants.

³⁸ Un usage spécifique de l'électricité désigne un usage qui n'est pas communément assuré par une autre source d'énergie. Ainsi le fonctionnement d'une télévision est un usage spécifique de l'électricité, tandis que la production d'eau chaude ou la cuisson n'en sont pas, puisqu'il est possible d'assurer ces usages avec du gaz.

Nous avons pris l'hypothèse simplificatrice que la totalité des consommations d'électricité spécifique sont des apports internes³⁹.

L'estimation des consommations se fait à partir de deux sources :

- L'enquête CONSER, qui s'appuie sur un échantillon représentatif de la population française pour déterminer les équipements possédés et leur utilisation. Les consommations sont évaluées connaissant le taux d'équipement, la durée d'utilisation (ou le nombre de cycles), l'efficacité énergétique ainsi que l'intensité d'utilisation (par exemple la température de lavage) et la capacité (par exemple le volume refroidi ou la masse lavée) lorsqu'il y a lieu (Binet and Cayla, 2019). Plus de 200 équipements sont enquêtés dans l'enquête CONSER ce qui permet de reconstituer la consommation annuelle des ménages par empilement (cf. Figure 43) ainsi que sa répartition quotidienne sur des plages agrégées de plusieurs heures.
- Des mesures sont faites pour certains équipements des principaux postes de consommation (froid, lavage, éclairage, etc.) lors de la campagne de mesure CAMEEL. Ces mesures permettent une reconstitution partielle de la courbe de charge des usages spécifiques et de la cuisson (Figure 44).

Les mesures de CAMEEL ne permettent pas d'assurer une reconstitution de tous les usages de la courbe de charge des usages spécifiques et de la cuisson. Nous nous appuyons donc également sur le panel résidentiel qui est représentatif des ménages français. Nous nous limitons aux ménages n'ayant ni climatisation ni chauffage électrique (principal ou appoint) ni production d'ECS utilisant de l'électricité : leur courbe de charge ne correspond ainsi qu'aux usages spécifiques et de cuisson.

La Figure 45 détaille les courbes de charge ainsi obtenues selon le type de logement (maison individuelle ou logement collectif) et la saison (été ou hiver). Nous pouvons faire plusieurs observations :

- La forme de la courbe de charge est marquée par le rythme circadien, avec :
 - Une consommation de base la nuit, qui correspond aux veilles (TV, informatique, etc.), aux équipements dont le fonctionnement n'est pas directement conditionné par l'activité humaine (froid, télécom, pompes de circulation, ventilation...), qui peuvent être programmés ou pour lesquels l'action humaine de déclenchement est brève par rapport à la durée de fonctionnement (comme le lancement d'un cycle de lavage).
 - Des pics marqués lors des périodes d'activité et de présence au domicile (matin, midi, soir) où les usages se cumulent. Le pic du soir est le plus important car il compte notamment beaucoup de cuisson, de télévision et d'éclairage.
- Les maisons individuelles présentent des consommations d'électricité spécifique et de cuisson supérieures à celles des logements collectifs. Cette différence s'explique notamment par le nombre de personnes par foyer plus élevé dans les maisons, ainsi qu'une présence de plus d'équipements et de plus grande capacité.
- La saisonnalité est marquée, quel que soit le type de logement, avec des pointes de consommation liées à l'éclairage et à la cuisson plus importantes en hiver⁴⁰. Pour les maisons individuelles la consommation de base est plus élevée en raison des auxiliaires du logement (VMC, pompes de circulation, etc.)

A partir de ces différentes sources, nous pouvons enrichir l'Enquête Chauffage d'un profil horaire sur l'ensemble de l'année pour les usages spécifiques et la cuisson. Le profil est différencié selon le type de logement.

³⁹ Ce qui est une hypothèse vraisemblable dans les cas où la consommation est dissipée en chaleur par effet Joule, mais qui ne convient pas lorsque la chaleur est produite ou évacuée hors logement (hotte aspirante, eau chaude de cuisson ou de lavage).

⁴⁰ Le lavage présente également une consommation plus importante en hiver. C'est l'inverse pour le froid domestique (frigorifère, congélateur, etc.).

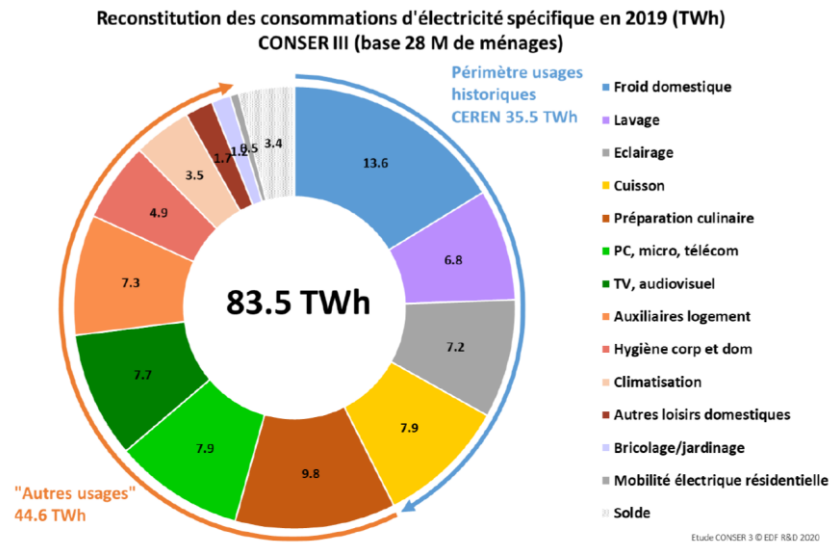


Figure 43 : reconstitution des consommations annuelles d'électricité spécifique et de cuisson électrique en fonction de l'usage pour l'année 2019. Traitement Guillaume BINET.

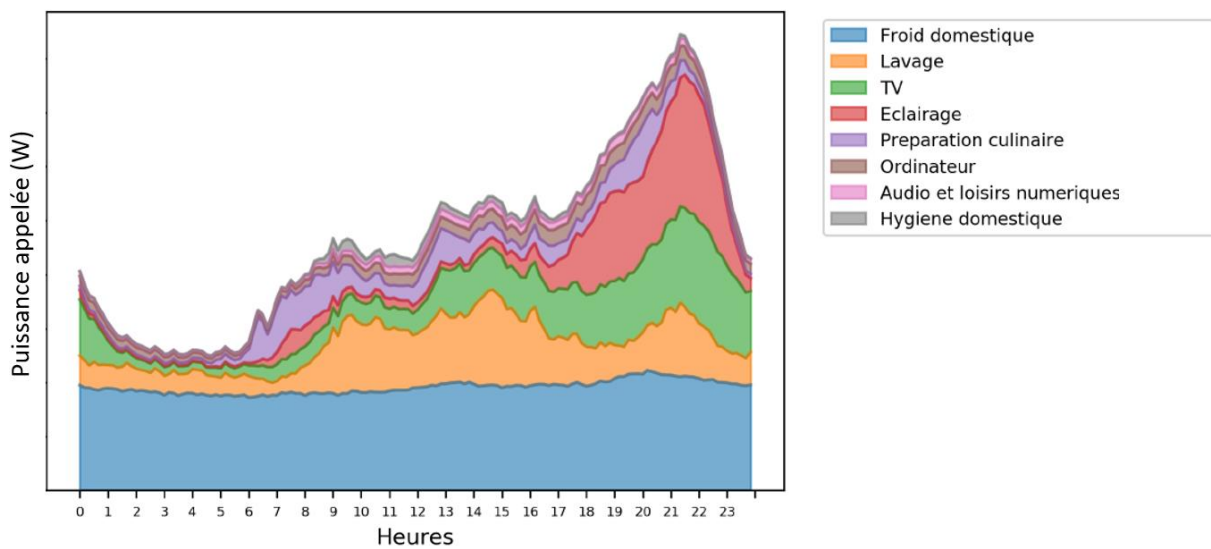


Figure 44 : reconstitution partielle de la courbe de charge moyenne journalière de certains usages spécifiques (hors cuisson) issue des mesures CAMEEL agrégées par macro-poste. La courbe est adimensionnée. Traitement Guillaume BINET.

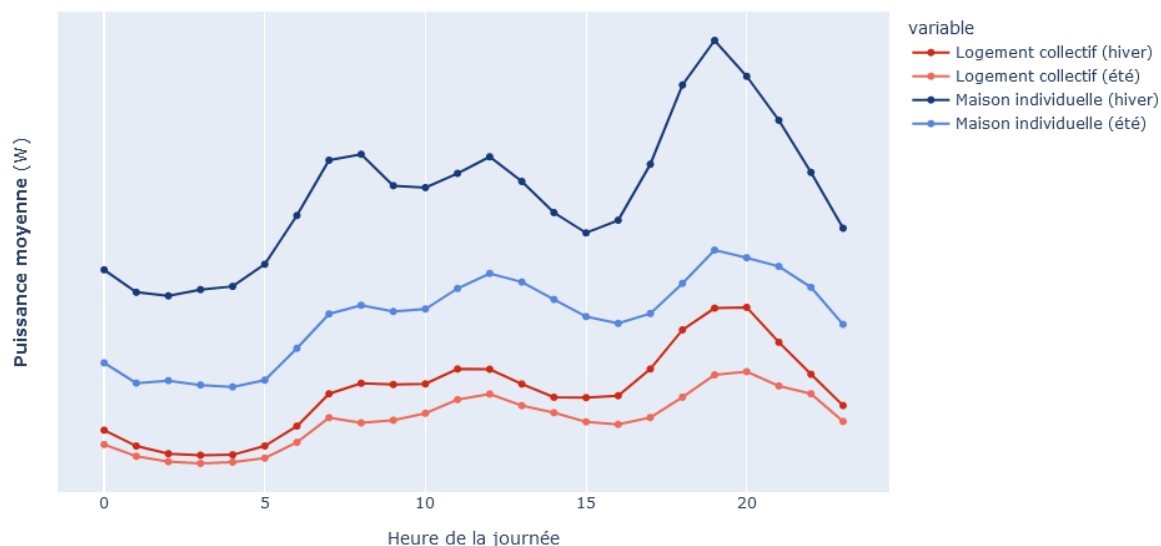


Figure 45 : courbe de charge horaire des usages spécifiques sur une journée d'hiver et d'été pour les logements collectifs (rouge) et les maisons individuelles (bleu). Source Panel Résidentiel.

3.3.6. Equipements de chauffage et de climatisation

Les usages thermiques faisant l'objet d'une modélisation, la résolution des informations requises sur les équipements thermiques est plus fine que pour les équipements spécifiques⁴¹ et la cuisson.

En premier lieu, à l'échelle du parc, il importe de savoir quelles énergies sont utilisées pour assurer le chauffage et la préparation d'eau chaude sanitaire. Plus particulièrement, pour le chauffage électrique (direct par effet joule ou thermodynamique avec des PAC), nous avons besoin de la nature des équipements installés et de leurs caractéristiques techniques.

De même, en vue du remplacement de chaudières fossiles par des PAC air/eau ou géothermiques, il importe de connaître les caractéristiques des émetteurs de chauffage au sein de ces logements.

Enfin, lorsque ces systèmes sont asservis à des ordres du réseau électrique, il importe de les connaître puisqu'ils vont fortement jouer sur la forme de la courbe de charge.

Vue d'ensemble des énergies de chauffe

La Figure 46 (gauche) présente les parts de marché des énergies de chauffage du parc de logements. L'électricité et le gaz sont les deux énergies dominantes et couvrent les deux tiers des parts de marché. Le gaz chauffe la majorité des logements collectifs tandis l'électricité domine au sein des maisons individuelles.

Il est important de distinguer ces parts de marché des consommations de chauffage (Figure 46 (droite)). En effet, plusieurs différences majeures apparaissent alors :

- Le chauffage électrique représente une proportion bien moindre en consommation qu'en logements, en raison de nombreux facteurs : logements plus petits, meilleure isolation, intensité d'usage plus faible avec plus de gestion, meilleur rendement entre énergie finale et énergie utile.
- La fraction de consommation finale de chauffage couverte par le bois apparaît bien plus importante que sa part de marché comme énergie principale de chauffage. Cela s'explique d'une part par le fait que le bois est souvent utilisé en énergie d'appoint, ou en combinaison avec une autre énergie principale. D'autre part le faible rendement des installations utilisant

⁴¹ *Stricto sensu* la climatisation est un usage spécifique de l'électricité. Nous la considérons comme un usage thermique par souci de clarté.

du bois, surtout les cheminées ouvertes, augmente le volume d'énergie finale par rapport à d'autres énergies dont les équipements ont un rendement meilleur.

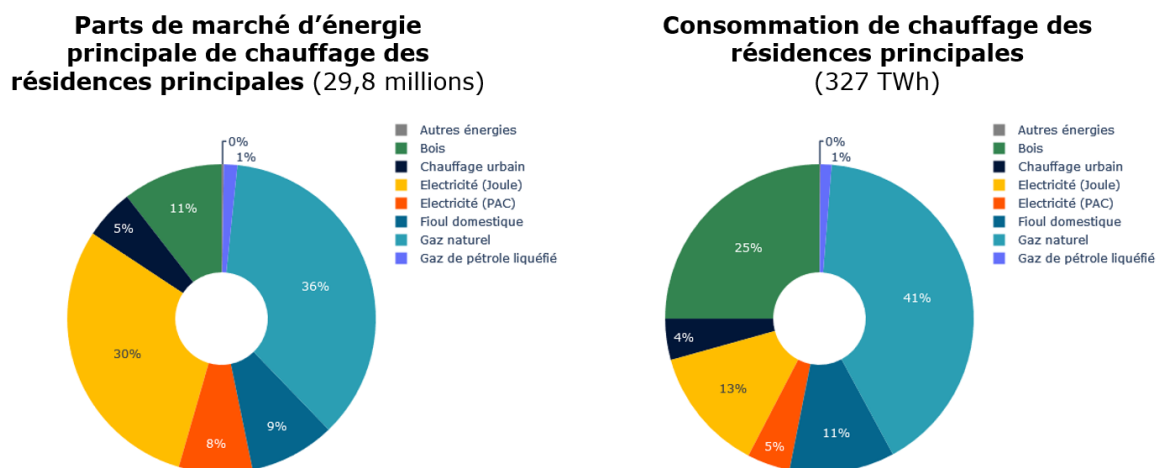


Figure 46 : part de marché des énergies de chauffage du parc de logements (résidences principales) en 2021 et consommation de chauffage. Source SDES.

A la différence des enquêtes (ENL, DPE...) de grande ampleur qui résument la question du chauffage à quelques questions sur des énergies de chauffage, le parti pris de l'Enquête Chauffage et de l'Enquête Rafraîchissement est de demander aux ménages de décrire leurs équipements au niveau individuel. Cette approche permet de rendre compte de la diversité et de la complexité des configurations qui peuvent exister, avec la coexistence dans les logements de nombreuses énergies et de types d'équipements variés (cf. partie 2.4.7 dans le chapitre précédent).

D'après l'Enquête Rafraîchissement, 42 % des maisons individuelles déclarent un second équipement principal de chauffage. Il s'agit dans près de la moitié des cas d'équipement utilisant du bois (poêle, insert, etc.). L'autre moitié est composé d'équipement fonctionnant à l'électricité. Il y a une minorité d'équipements fonctionnant avec du gaz ou d'autres combustibles.

De même, 14 % des logements collectifs déclarent un second équipement principal de chauffage, qui utilise presque toujours de l'électricité.

Chauffage joule

Radiateurs électriques fixes ou mobiles

Dans l'Enquête Chauffage, les ménages répondant détaillent pièce par pièce les caractéristiques techniques de chacun de leurs radiateurs électriques qu'ils soient fixes (attachés au mur) ou mobiles. Les caractéristiques renseignées sont l'âge et la nature du radiateur (convecteur, panneaux rayonnants, radiateur à fluide caloporteur) et la puissance nominale de chaque radiateur.

A partir de ces informations, il est possible de construire une description détaillée de la puissance des radiateurs installés dans les logements, pièce par pièce. Le Tableau 17 illustre la diversité des puissances installées au sein du parc principalement chauffée par des radiateurs électriques. Les puissances installées sont normalisées par la surface habitable. Le premier constat est que la puissance surfacique installée moyenne (80 W/m^2) est inférieure à la valeur de référence⁴² de 100 W/m^2 . Cet

⁴² Les valeurs normatives de dimensionnement des installations de chauffage sont définies par la norme EN 12831. Les valeurs couramment citées pour le dimensionnement des habitations sont de 70 à 100 W/m^2 .

écart de dimensionnement est important à souligner car il n'est jamais pris en compte dans la littérature à notre connaissance, et il implique une dynamique différente lors des reprises du chauffage ou lors des vagues de froid⁴³.

En décomposant la puissance surfacique selon la fonction des pièces (Tableau 17), il est possible de mieux comprendre ce dimensionnement :

- Le séjour (qui est la pièce où les températures de consigne sont les plus élevées) n'est pas dimensionné différemment de la valeur de 100 W/m². En revanche, ce sont les autres pièces, notamment les moins utilisées (chambre d'ami, bureau...) qui tirent la valeur moyenne vers le bas.
- La puissance installée se concentre sur quelques pièces de vie, lorsqu'elle est divisée par l'ensemble de la surface habitable, il y a un effet de dilution.

En outre, toute la puissance de chauffage électrique installée n'est pas nécessairement activée. Une fraction importante des radiateurs demeure éteinte du fait de l'usage qui est fait de certaines pièces. Ils peuvent aussi n'être activés que lors des vagues de froid comme nous le verrons dans la section dédiée au comportement des ménages (3.3.8).

Autres systèmes de chauffage électrique à effet joule

Deux autres types de systèmes de chauffage électrique utilisant l'effet Joule sont présents de manière non négligeable à l'échelle du parc de logements : les planchers rayonnants électriques (0,8 millions de logements) et les chaudières électriques (0,3 millions).

Pour les planchers rayonnants électriques (PRE), nous faisons l'hypothèse que toutes les pièces équipées sont dimensionnées à 100 W/m².

Pour les chaudières électriques nous supposons que les pièces comportant des radiateurs à eau sont dimensionnées à 100 W/m², et nous déduisons la puissance de la chaudière à partir de la puissance de l'ensemble des radiateurs.

Tableau 17 : répartition des températures de consigne, des puissances surfaciques de radiateurs électriques fixes et des surfaces moyennes par type de pièce. Logements principalement chauffés par l'électricité par effet Joule uniquement. Source Enquête Chauffage.

Fonction de la pièce	Différence de consigne par rapport au séjour (K)	Moyenne de la puissance totale installée de radiateurs électriques fixes (W/m ²)	Surface moyenne (m ²)
Séjour	0,0	90	23
Salle à manger	0,0	77	18
Cuisine	-0,4	77	17
Bureau	-0,8	72	4
Chambre parent(s)	-1,0	79	15
Chambre enfant(s)	-1,0	84	13
Chambre d'ami.e	-1,8	72	6
Salle de bain	(Traitée à part)	(Traitée à part)	7
Autres	-1,2	59	2

⁴³ « Une vague de froid est un épisode durable et étendu de froid (au moins 3 jours). Pour qu'un épisode soit identifié à l'échelle nationale, il faut que la température moyenne nationale descende au moins une journée sous un certain seuil (-2 °C). » (Météo France, 2020)

Chaudière à combustible fossile

Pour les logements comportant des chaudières fossiles, il est intéressant d'estimer la puissance actuellement installée des émetteurs. Les chaudières qui seront substituées par des pompes à chaleur air/eau pouvant utiliser les mêmes émetteurs.

L'enquête chauffage n'est pas aussi détaillée pour les radiateurs à eau que pour les radiateurs électriques. Nous connaissons seulement le nombre de radiateurs installés pièce par pièce, et le type de robinet (simple, thermostatique, électronique). Nous faisons donc simplement l'hypothèse que les pièces comportant des radiateurs ont été dimensionnées à 100 W/m². La puissance surfacique à laquelle nous aboutissons met en évidence le même phénomène que pour les radiateurs électriques, les pièces non équipées faisant baisser la valeur moyenne.

Pompe à chaleur

Concernant les PAC, en plus des informations sur la nature des équipements et de leur dimensionnement, s'ajoute le besoin de connaître leur performance, qui dépendent des conditions de fonctionnement puisque ce sont des systèmes thermodynamiques.

Parc de pompe à chaleur (PAC)

Les PAC sont les systèmes de chauffage apparus les plus récemment dans le parc résidentiel français. Si elles restent encore marginales aujourd'hui, leur part de marché est en forte augmentation depuis une dizaine d'année.

Du fait de ce caractère marginal, une enquête spécifique a été menée à EDF, en prenant un échantillon représentatif de la population française de 8000 ménages. Cette enquête porte principalement sur les pratiques de rafraîchissement, d'où son nom Enquête Rafraîchissement (3.1.2). Dans le cadre de l'Enquête Rafraîchissement, des questions détaillées sur les systèmes thermodynamiques sont posées. Les PAC air/air pouvant être réversibles (chauffage et climatisation), une attention particulière est portée à la manière dont les ménages utilisent leurs équipements. Par exemple, pour compter l'ensemble des PAC air/air utilisées pour le chauffage des logements, il est important de poser à la fois la question de l'utilisation de « PAC air/air » et de « climatisation réversible utilisée en mode chauffage », qui sont le même système, mais perçu différemment par certains ménages.

L'Enquête Rafraîchissement comptabilise près de 3,5 millions de PAC utilisées pour le chauffage, principalement utilisées comme première énergie principale de chauffage. Une petite majorité des PAC utilisées en chauffage sont des PAC air/air, le reste sont des PAC air/eau, et une minorité des PAC eau/eau ou géothermiques. Les PAC hybrides (un système comportant à la fois une PAC air/eau et une chaudière gaz) sont marginales en 2023. Les PAC utilisées en chauffage sont majoritairement installées dans le sud de la France, ainsi que sur la façade Atlantique.

Les ménages déclarent dans l'Enquête Rafraîchissement la puissance thermique installée, l'année d'installation ainsi que la classe de performance de leur PAC (à partir de l'étiquette énergie de leur système). Nous pouvons donc établir la puissance surfacique installée pour chaque type de logement. Le Tableau 18 montre que les valeurs moyennes à l'échelle du parc sont autour des règles normales de dimensionnement (100 W/m²). Il y a cependant une tendance au surdimensionnement dans les logements collectifs par rapport aux maisons individuelles. La puissance des PAC air/air est plus faible, notamment parce qu'elles sont généralement installées dans des zones au climat doux en hiver (15 W/m² d'écart entre les zones les plus froides et les zones les plus douces en hiver).

Tableau 18 : puissance thermique surfacique déclarées par les ménages (W/m^2) selon le type de PAC et le type de logement

Type de PAC	Puissance thermique surfacique installée (W/m^2)		
	Logement collectif	Maison individuelle	Moyenne du parc
PAC air/air	131	65	93
PAC air/eau	178	81	123

En plus de la puissance thermodynamique, assurée par le compresseur et le cycle thermodynamique, les PAC air/eau sont équipées d'une (ou plusieurs) résistance(s) électriques d'appoints fonctionnant par effet Joule. Nous les nommons pour simplifier « appoint Joule des PAC » dans la suite. Ces appoints Joule sont internes à la PAC et sont gérés par le contrôleur de celle-ci. Les appoints Joule sont utilisés lorsque la température de la boucle d'eau n'atteint pas la consigne pendant une durée trop importante. Cela peut être dû à une situation de reprise du chauffage (après un dégivrage de l'unité extérieure, après une période où la puissance de la PAC était utilisée pour produire de l'ECS au lieu du chauffage, après un réchauffement de température important) ou parce que les besoins de chauffage sont trop importants (température de l'air extérieur trop froide).

Il est important de ne pas confondre les appoints Joule des PAC air/eau (cf. 2.4.2) avec d'éventuels radiateurs électriques fixes ou mobiles, qui peuvent être présents par ailleurs dans le logement et utilisés comme des chauffages d'appoint (radiateur électrique d'appoint).

Climatisation

La source pour la description du parc de climatisation est également l'Enquête Rafraîchissement. Pour les types d'équipements, une particularité de la climatisation est la présence importante de climatisation mobile (« climatiseurs à roulette »). Cette solution présente un moins bon COP auquel s'ajoute des conditions de fonctionnement généralement dégradées (tuyau d'évacuation de la chaleur passant par des ouvertures béantes, etc.).

Les climatisations sont majoritairement (62 %) installées dans les maisons individuelles. La proportion de climatiseurs mobiles est plus importante dans les logements collectifs (40 % contre 30 %).

La Figure 47 montre par ailleurs une grande dépendance des taux d'équipement à la zone climatique, les régions les plus chaudes atteignant les 50 % de taux d'équipements.

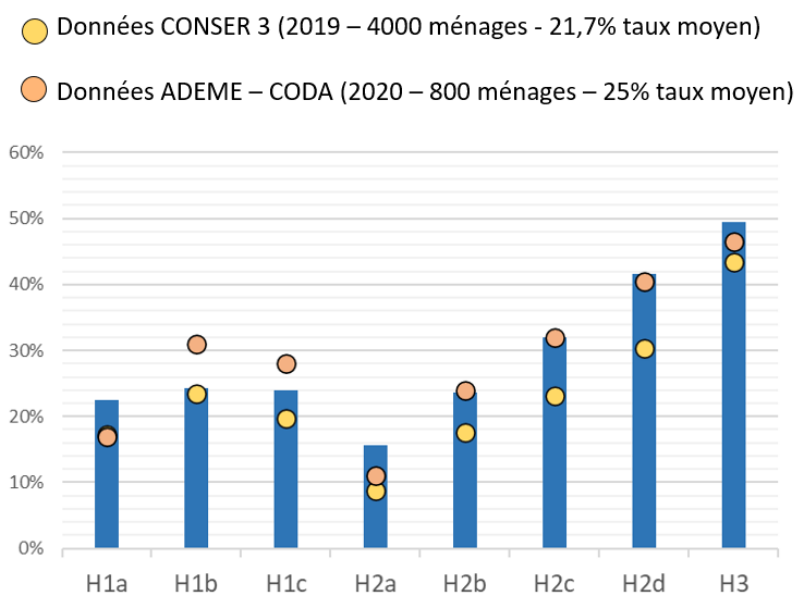


Figure 47 : répartition des taux d'équipements en climatisation par zone climatique. Source Enquête Rafraîchissement.

Performances des équipements thermodynamiques

La dépendance du COP et de la puissance thermique maximale des PAC en fonction des conditions de fonctionnement est issue de données de certification selon la méthode décrite au paragraphe 2.4.2.

3.3.7. Equipements pour la production d'ECS

Comme pour le chauffage, les parts de marché par énergie principale pour la préparation d'ECS sont principalement divisées entre le gaz et l'électricité, avec une part plus importante pour cette dernière. En outre, la répartition des consommations est plus proche des parts de marché (Figure 48).

Les systèmes de préparation d'ECS utilisant de l'électricité sont de trois types :

- Les chauffe-eaux utilisant directement une résistance Joule (CEJ).
- Les chauffe-eaux thermodynamiques (CET).
- Les PAC air/eau et géothermiques double service, assurant avec la même machine thermodynamique la production d'eau chaude pour le chauffage et pour l'ECS.

Les CEJ sont largement majoritaires, les autres systèmes étant encore marginaux. La répartition des volumes et des puissances des chauffe-eaux joule est résumée dans le Tableau 19.

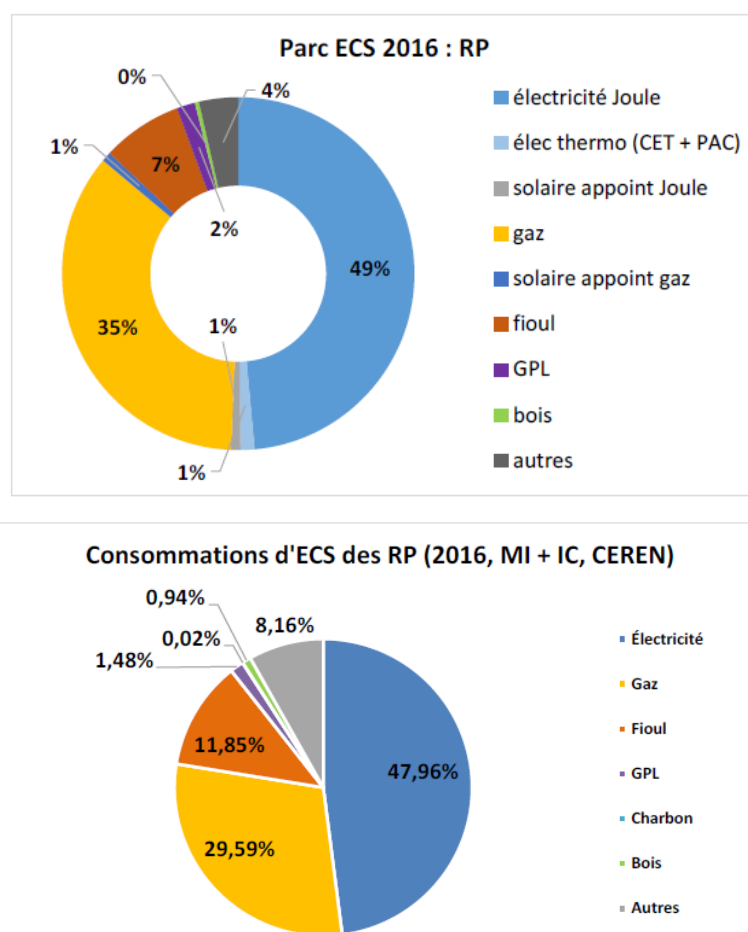


Figure 48 : part de marché du parc d'équipement de préparation d'ECS (haut) et consommation associée (bas). Source CEREN.

Tableau 19 : caractéristique du parc de chauffe-eaux à effet Joule. Source Enquête Chauffage.

Volume	75 L	100L	150 L	200L	300L
Puissance	1200 W	1200 W	1800 W	2200 W	3000 W
Répartition du parc	3 %	10 %	17 %	49 %	21 %

3.3.8. Comportements de gestion du chauffage

La description des comportements de gestion du chauffage des ménages s'appuie sur l'Enquête Chauffage. Lors de l'enquête, les ménages précisent trois types d'informations :

- Leur comportement global de gestion (température différente en fonction des pièces ou non, variation de la consigne au cours de la journée ou non, etc.).
- Les choix faits pièce par pièce, pour une journée type : chauffée ou non, à quelle température et comment cette température évolue au cours de la journée.
- Les réglages appareil par appareil (dans le cas de radiateurs électriques, de radiateurs à eau ou pour les émetteurs des PAC air/air), ou faits au niveau du thermostat (pour les chaudières et autres systèmes de gestion centralisée).

Les redondances entre ces trois niveaux d'information permettent de s'assurer de la cohérence du comportement décrit et nous permettent d'aboutir à des profils horaires de températures pièce par pièce. De même, nous pouvons déduire le statut (allumé ou éteint) de chaque radiateur.

Dans la suite, nous décomposons la gestion du chauffage selon trois dimensions :

- Le fait qu'une fraction des logements n'est pas chauffée.
- La gestion spatio-temporelle du chauffage (cf. Tableau 3) :
 - La gestion spatiale inclut la différenciation des températures selon les pièces. Les ménages ne faisant pas de gestion ont la même température de consigne dans toutes les pièces.
 - La gestion temporelle correspond à la variation de la température de consigne dans le temps par rapport à une température de confort. Les ménages ne faisant pas de gestion temporelle conservent leur température de confort tout le temps.
- L'activation progressive des radiateurs électriques.

Il est important de noter que dans toute cette analyse, nous ne parlons que des températures de consigne. La température réellement atteinte dépend du système, de sa régulation, du niveau d'isolation...

Surface non chauffée du logement

Dans la littérature (Loga et al., 2003) ont proposé des heuristiques pour déterminer la surface non chauffée d'un logement : plus le logement est grand, plus la proportion de surface non chauffée est importante. Nous mettons ici en évidence, à partir de l'Enquête Chauffage, la diversité des facteurs qui influencent cette proportion non chauffée.

En premier lieu, la dépendance de la proportion non chauffée à la surface habitable donne une tendance assez différente des heuristiques (Figure 49). Ainsi, les plus petites surfaces ont les proportions de surface non chauffée les plus élevées (jusqu'à 30 %) et les logements de taille moyenne ont les proportions de surface non chauffée les plus faibles (10 %). Au-delà de 120 m² la proportion de surface non chauffée s'accroît mais les surfaces exceptionnellement élevées (> 160 m²) présentent des proportions non chauffées à nouveau assez faible.

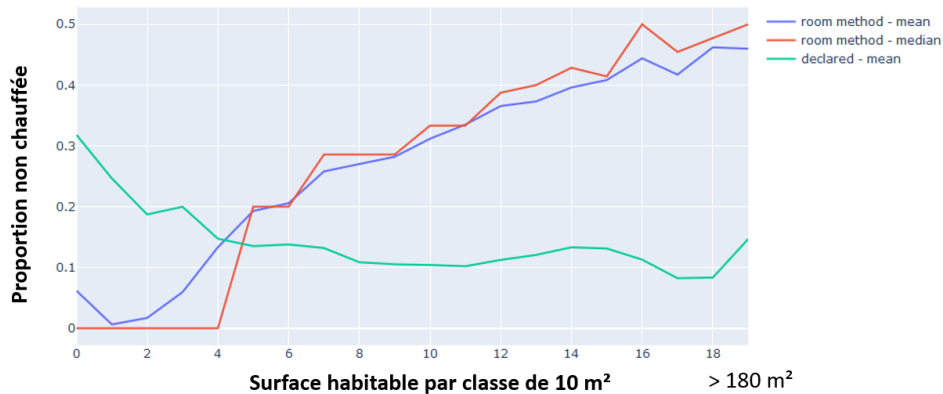


Figure 49 : comparaison des proportions de la surface des logements non chauffés en appliquant les heuristiques de (Loga, 2004) (Berthou, 2016) (courbe bleue et rouge) et en prenant les résultats de l'Enquête Chauffage (courbe verte)

Pour comprendre cette tendance, nous avons regardé comment la proportion non chauffée dépendait d'autres variables :

- Les quintiles de revenu déclarés par les ménages donnent un premier élément de réponse, puisque le premier quintile (le moins aisé) a généralement une surface non chauffée bien plus importante que le 5^{ème} quintile (le plus aisé), alors même que ces derniers habitent généralement dans des logements plus grands (Enquête Chauffage).
- De même, les logements collectifs présentent des proportions de surface non chauffée significativement plus élevées (+ 4 points) par rapport aux maisons individuelles. Les pièces non chauffées sont surtout des chambres (20 % de la surface) alors que seuls 8 % de la surface des pièces de vie ne sont pas chauffés.
- L'énergie de chauffage principale explique aussi une partie de la différence, la proportion non chauffée des logements principalement chauffés à l'électricité est près de 70 % supérieure à celle des logements chauffés par une énergie fossile (Tableau 20). Cette différence est notamment liée à la présence d'un dispositif de gestion (thermostat, programmation centralisée pour les chaudières) ou à son absence (par exemple, gestion manuelle de chaque radiateur électrique avec une molette). Pour une analyse plus détaillée, nous renvoyons aux travaux faits sur l'Enquête Chauffage par (Durand-Daubin et al., 2022).
- L'âge de la personne de référence du ménage joue également, les ménages les plus jeunes et les plus âgés présentent des proportions non chauffées plus élevées que la moyenne. Pour les ménages entre 30 et 50 ans, les proportions non chauffées (notamment des chambres) sont les plus basses (15 % contre plus de 22 % à 24 % pour les autres classes d'âge).
- Enfin, le Tableau 20 montre que plus les ménages font de la gestion spatiale ou temporelle du chauffage, plus la proportion du logement qui n'est pas chauffée est importante. Par exemple, les ménages qui font de la gestion spatio-temporelle ont en moyenne 17 % de leur surface habitable qui n'est pas chauffée. Pour les ménages ne faisant aucune gestion spatiale ou temporelle, en moyenne, seule 7 % de la surface habitable n'est pas chauffée.

Nous retrouvons des corrélations similaires entre types de gestion, surface non chauffés et système de chauffage dans les travaux de (Guerra-Santin and Itard, 2010) : les ménages faisant de la gestion manuelle font plus de gestion spatiale et ont également une fraction non chauffée plus importante, par rapport à ceux ayant un thermostat programmable. Dans l'Enquête, ce sont les logements principalement chauffés à l'électricité qui font le plus de gestion manuelle tandis que les chaudières à

combustibles fossiles ont souvent des thermostats programmables (Durand-Daubin et al., 2022). Pour une revue détaillée des études similaires dans la littérature, nous renvoyons à (Wei et al., 2014).

Tableau 20 : proportion du logement non chauffée en fonction du type de gestion spatio-temporelle du chauffage et de l'énergie principale de chauffage

		Proportion du logement non chauffé				
		Ensemble du parc	Selon le type de gestion			
			Aucune	Temporelle seule	Spatiale seule	Spatio-temporelle
Energie principale de chauffage	Ensemble	13 %	7 %	8 %	13 %	17 %
	Bois	17 %	10 %	12 %	11 %	20 %
	Electricité	15 %	9 %	10 %	15 %	20 %
	Autres	14 %	8 %	12 %	18 %	18 %
	Fossile	9 %	4 %	6 %	8 %	13 %

Gestion spatio-temporelle du chauffage

Le Tableau 21 décrit la répartition des types de gestion spatio-temporelle du chauffage, en fonction de l'énergie principale de chauffage. Les logements qui font le moins de gestion sont ceux avec des radiateurs à eau (combustibles fossiles et PAC air/eau). A l'inverse, les logements chauffés avec du bois, par effet Joule ou avec des PAC air/air ont les taux de gestion, notamment spatio-temporelle, les plus marqués.

Tableau 21 : répartition des types de gestion spatio-temporelle du chauffage selon l'énergie principale de chauffage. Source Enquête Chauffage.

Energie principale de chauffage	Type de gestion du chauffage				Total
	Aucune	Temporelle seule	Spatiale seule	Spatio-temporelle	
Bois	12 %	16 %	10 %	62 %	100 %
Electricité	19 %	11 %	13 %	57 %	100 %
Autres	37 %	14 %	14 %	35 %	100 %
Fossile	20 %	34 %	6 %	40 %	100 %
Ensemble	20 %	21 %	10 %	49 %	100 %

Gestion spatiale du chauffage

La gestion spatiale concerne près de 60 % des ménages. Le Tableau 17 résume la différence de température selon la fonction des pièces. En moyenne, nous observons que la pièce remplissant la fonction de salon est celle associée à une température moyenne de consigne la plus élevée. Les autres pièces de vie (salle à manger, cuisine, bureau...) ont des températures de consigne plus basses. Enfin, les chambres sont en moyenne chauffées 1°C plus bas que le salon, et certaines pièces d'usages plus rare sont encore moins chauffées.

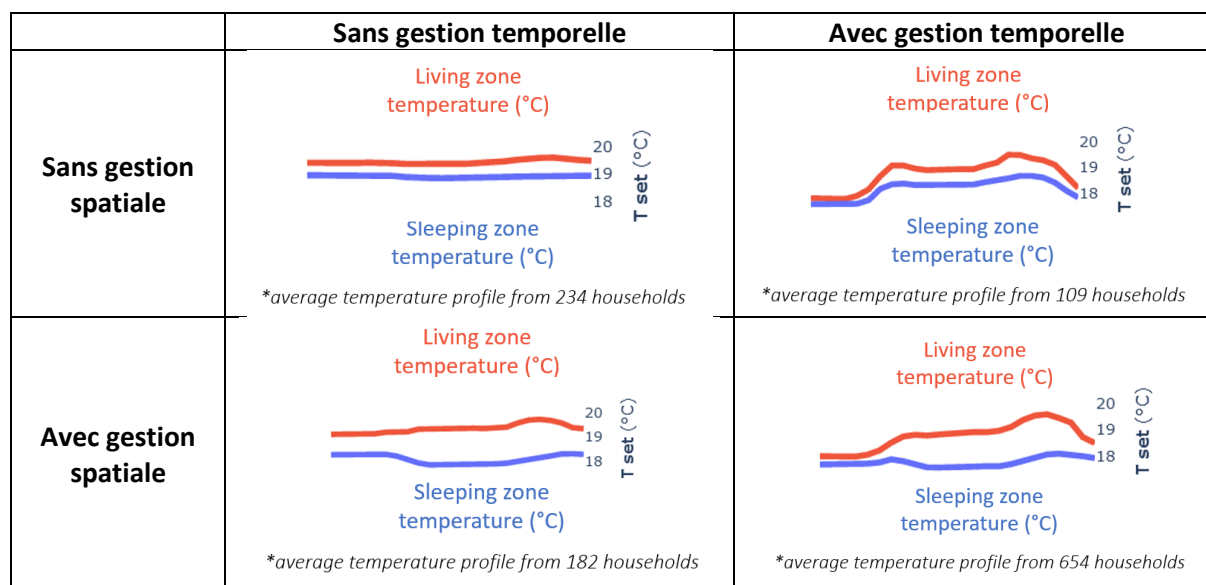
Gestion temporelle du chauffage

70 % des ménages ont une gestion temporelle de leur chauffage. La Figure 50 illustre la variation des consignes de température moyenne des ménages selon le type de gestion spatio-temporelle. Il est possible de distinguer 4 périodes types :

- La nuit, qui présente les températures de consignes les plus basses.
- Le matin, avec une relance du chauffage au moment du lever.
- La journée, avec un réduit supplémentaire, moins marqué que la nuit, pour une partie des logements. Ce réduit est plus visible pour les chambres que pour les pièces de vie.
- La soirée qui culmine à 20h et qui est le moment où la température de consigne est la plus élevée, où la température de confort est atteinte.

Cette tendance s'explique par une préférence des individus pour des températures plus élevées en début de soirée, au moment où la température corporelle commence à décroître avant la nuit (Vellei et al., 2021) (Vellei et al., 2022).

Figure 50 : consigne de température moyenne horaire en fonction du type de gestion spatio-temporelle du chauffage. Source Enquête Chauffage.



Cas des radiateurs électriques : influence de la température de l'air extérieur sur la puissance activée

Dans l'Enquête Chauffage, le statut éteint ou allumé des radiateurs est demandé aux ménages lors d'une journée normale de chauffage, donc hors d'une vague de froid. Nous supposons que lors des vagues de froid la totalité de la puissance installée est activable. L'écart entre la puissance installée totale et la puissance activée en temps normal est notable (environ 20 W/m²) comme le résume le Tableau 22.

Tableau 22 : répartition des puissances moyennes activées hors vague de froid et des puissances totales installées dans les logements principalement chauffés par électricité à l'effet Joule, selon le type de logement. Source Enquête Chauffage.

	Puissance installée totale	Proportion de la puissance installée effectivement activée
Logement collectif	92 W/m ²	71 % à 100 %
Maison individuelle	71 W/m ²	80 % à 100 %
Ensemble	80 W/m²	75 % à 100 %

Comportement d'utilisation de l'eau chaude sanitaire

Les principales variables comportementales influençant les consommations d'ECS sont liées aux choix techniques des ménages pour leur système d'ECS et aux volumes d'eau chaude soutirés au cours de la journée.

Concernant les choix du ménage relatifs au système d'ECS, celui qui joue le plus sur la courbe de charge d'ECS est le fait de souscrire ou non à un tarif avec des heures creuses. Ce sont principalement les logements chauffés à l'électricité, et donc produisant leur ECS avec de l'électricité⁴⁴, qui choisissent

⁴⁴ Les logements se chauffant à l'électricité et utilisant une autre source que l'électricité pour la production d'ECS sont marginaux à l'échelle du parc de logements en France.

ces tarifs. Cette condition est nécessaire à l'asservissement du ballon par les signaux envoyés par ENEDIS, elle n'est cependant pas suffisante. En effet, l'asservissement ne peut pas fonctionner en l'absence de contacteur sur le tableau électrique pour empêcher le fonctionnement du chauffe-eau en heure pleine. La proportion de ménages en heures creuses sans contacteur était estimée entre 10 % à 20 % il y a quelques années (Béjannin et al., 2018).

Le second choix technique important fait par les ménages est le choix de la température de consigne du ballon. Cependant, tous les ballons ne proposent pas ce réglage et il n'existe pas à notre connaissance de source sur la distribution des températures à l'échelle du parc. Dans le cadre du projet ECSpect, (Andreau et al., 2022) relèvent toutefois que « la température de consigne oscille alors d'un modèle à l'autre entre 60°C et 70°C, avec une moyenne mesurée sur 20 chauffe-eaux qui est autour de 65°C. »

Concernant les volumes soutirés par les ménages et l'heure à laquelle ces soutirages ont lieu, nous nous appuyons sur les travaux menés par (Béjannin, 2020). Nous reprenons la méthodologie consistant à déduire les heures des soutirages de l'Enquête Emploi du Temps de l'Insee (Insee, 2012) en faisant le calage du volume soutiré moyen journalier sur la base des données d'une campagne de mesure financée par l'ADEME (ADEME, 2016).

3.4. Conclusion

Le chapitre 1 avait montré la nécessité d'un modèle énergétique de parc avec une résolution suffisamment fine pour simuler la courbe de charge des usages thermiques. La définition des paramètres du modèle nécessite donc des données avec la résolution adéquate.

L'examen des jeux de données disponibles dans le cadre de nos travaux montre qu'il n'existe pas de jeux de données comportant la résolution suffisante pour définir tous les paramètres dont nous avons besoin. Nous partons donc du jeu de données le plus complet (l'Enquête Chauffage) et nous l'enrichissons avec les autres jeux de données à notre disposition. L'enrichissement doit permettre d'obtenir la résolution suffisante pour définir les paramètres du modèle énergétique de parc tout en préservant au mieux les interdépendances entre les variables.

En effet, les caractéristiques des logements, des équipements et des ménages sont intriquées, ce qui a impact sur les comportements de gestion et les consommations d'énergie pour tous les usages. La prise en compte de ces spécificités est importante à plusieurs titres :

- Elle permet de s'assurer que le modèle est valide sur des sous-ensembles du parc aux caractéristiques contrastées, comme nous le verrons au chapitre 4.
- Elle permet de mieux anticiper l'effet des mutations à venir sur les consommations et la courbe de charge. En effet, il est aussi important de connaître les spécificités d'un logement qui ne participe pas aujourd'hui à la consommation des usages thermiques électriques mais y participera demain (passage d'un combustible fossile à une PAC air/eau par exemple), que de connaître celles des logements qui y contribuent aujourd'hui et pourraient ne plus y contribuer demain (passage d'un chauffage joule à du bois ou à un réseau de chaleur) ou y contribuer différemment (passage d'un chauffage joule à une PAC air/air). Les potentiels de rénovation thermique et les changements de comportements sont également différents selon les types de logement, les ménages, et les énergies de chauffage actuellement utilisées. Ces questions font l'objet du chapitre 5.

Chapitre 4

Calage du modèle

Éléments de validation en énergie et en puissance

4. Calage du modèle, éléments de validation en énergie et en puissance

L'objectif de ce chapitre est de décrire et de mettre en œuvre une méthode de calage du modèle en puissance. Nous commençons par nous positionner par rapport à la littérature (4.1). Les données de références utilisées sont ensuite introduites (4.2). Une analyse croisée de l'incertitude et de la sensibilité des paramètres du modèle est menée pour choisir les variables de calage (4.3). La méthodologie de calage retenue est ensuite détaillée (4.4). Puis, les résultats de la méthode sont analysés et comparés à d'autres sources de référence (4.5). Enfin, les limites du modèle calé auquel nous aboutissons sont précisées (4.6).

4.1. Positionnement par rapport à la littérature

Une revue détaillée des méthodes de calage (*calibration*) est proposée par (Chong et al., 2021). Nous conservons la définition retenue par les auteur.es pour le calage : *“The process of adjusting numerical or physical modeling parameters in the computational model for the purpose of improving agreement with experimental data”*⁴⁵ (Trucano et al., 2006). Les travaux considérés vont de l'échelle des systèmes énergétiques à l'échelle de parcs de logements. La principale distinction retenue est entre les approches automatiques (qui reposent sur des algorithmes) et les approches manuelles. Dans la littérature, ces dernières ont vu leur proportion divisée par deux en moins de 10 ans (Chong et al., 2021).

Les principales approches passées en revue sont :

- Le calage résultant de processus d'optimisation (« *Optimisation-based calibration* ») pour lequel l'emploi d'algorithmes d'optimisation permet de minimiser la distance entre les données de référence et les résultats de simulation. Lorsque les durées de simulation sont importantes, des algorithmes génétiques sont souvent préférés car ils nécessitent moins d'évaluations.
- Le calage prenant en compte l'incertitude (« *Calibration under uncertainty* ») qui peut s'appuyer sur des méthodes directes (propagation d'incertitudes) ou des approches inverses (bayésienne). Ces dernières sont couramment utilisées, surtout lorsqu'une hypothèse sur les distributions initiales (*prior*) peut être émise. A l'échelle de parcs de bâtiments notamment, la calibration bayésienne hiérarchique a été mise en œuvre (Kristensen et al., 2018).
- Les outils analytiques, qui peuvent enrichir les deux approches précédentes ou faciliter le calage manuel. Une revue exhaustive de ces approches a été proposée par (Coakley et al., 2014). La plus utilisée est l'analyse de sensibilité, qui permet notamment de réduire le nombre de paramètres de calage à considérer.

L'ensemble des approches repose sur la décomposition des sources d'erreurs suivantes (Booth, 2012) :

- Erreur aléatoire (du « premier ordre ») qui est liée à la variabilité aléatoire de chaque individu. Nous pouvons la négliger à l'échelle du parc ou des segments du parc considérés du fait du foisonnement.
- Erreur épistémique (du « second ordre ») qui est liée au manque d'information, et qui pourrait être réduite en collectant d'avantage de données.
- Erreur liée au modèle (« ignorance du modèle ») du fait des phénomènes non modélisés.

⁴⁵ « *Le processus d'ajustement des paramètres numériques ou physiques du modèle afin d'améliorer la concordance avec les données expérimentales.* »

Lors du calage (identification des valeurs moyennes d'un paramètre par exemple) l'erreur épistémique et l'erreur du modèle jouent des rôles similaires. Les valeurs identifiées pour les paramètres de calage perdent donc une partie de leur « sens physique » et sont « distordues » puisqu'elles servent aussi à corriger l'ignorance du modèle. Il en va de même pour les quelques variables de calage retenues qui vont embarquer les incertitudes restantes pour les autres variables, présumées « connues et fiables » (Booth, 2012).

Nous choisissons de mettre en œuvre un calage manuel qui exploite au mieux les analyses de sensibilité identifiées dans la littérature, la richesse des données disponibles et les outils analytiques à même de réduire au maximum le nombre de paramètres de calage. Les principaux éléments qui permettent cette parcimonie sont :

- L'emploi de modèles thermiques simplifiés (d'ordre peu élevé, tels qu'introduits au chapitre 2) qui permet de réduire le nombre de paramètres du modèle.
- L'accès à des données d'enquêtes détaillées (cf. chapitre 3) qui permet de réduire l'incertitude d'un grand nombre de paramètres et évite une étape de calage supplémentaire.
- La définition de cas type (jour type de chauffage décrit dans les enquêtes, zonage thermique simple, usages spécifiques moyennés par segment) qui permet de réduire le nombre de paramètres.

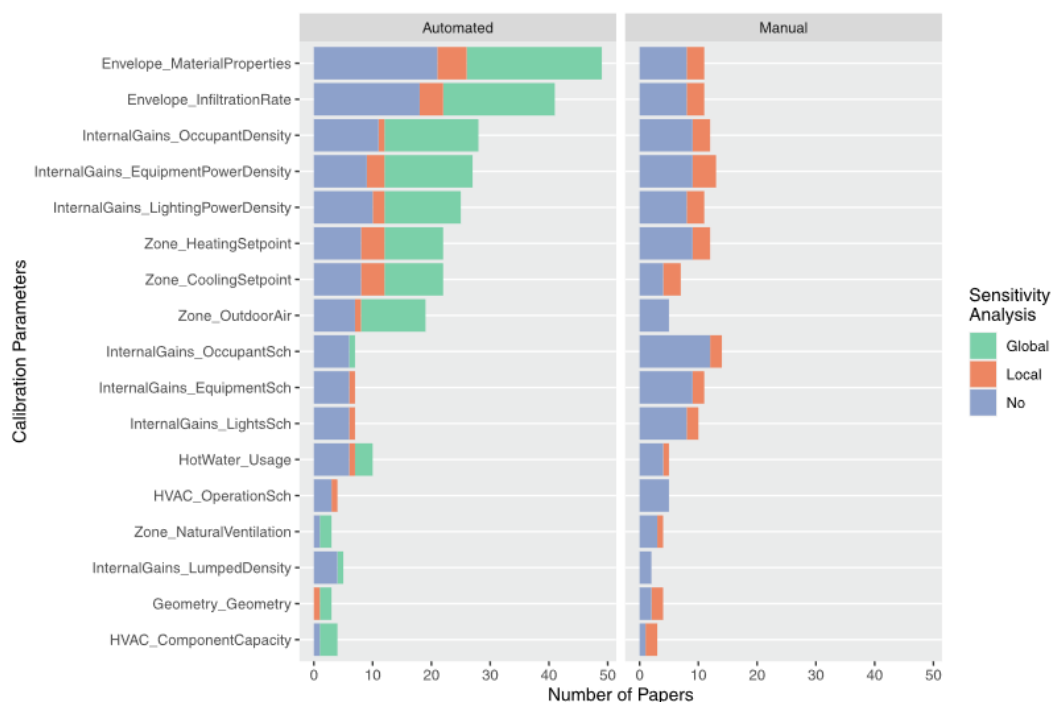


Figure 51 : paramètres les plus couramment utilisés pour le calage et identifiés dans la revue de (Chong et al., 2021) selon le type d'approche et d'analyse de sensibilité

Ainsi, sur l'ensemble des paramètres de calage les plus communément rencontrés dans la méta-analyse de (Chong et al., 2021), et présentés à la Figure 51, une majorité peut être soustraite à une nécessité de calage, du fait d'une incertitude faible ou d'une faible sensibilité.

De manière analogue à (Pachano and Bandera, 2021) nous retenons un calage par étape (*multi-step calibration* ou *multi-stage calibration* chez (Chong et al., 2021)) qui implique de s'intéresser à des métriques plus détaillées que la seule consommation énergétique.

4.2. Périmètre considéré pour le calage

4.2.1. Données de référence pour le calage

Nous disposons pour évaluer la validité du modèle d'un panel de courbes de charges mesurées au pas de temps de 10 minutes sur un ensemble d'environ 6000 logements représentatifs du parc résidentiel français (cf. 3.1.4). Les températures intérieures de la pièce de vie principale sont également mesurées. Nous nommerons ces données de référence (enquêtes et courbes de charge) « **panel** » dans la suite.

Les températures ne sont mesurées qu'en un seul point, dans la pièce de vie principale. Cette information n'est pas suffisante pour caractériser le comportement thermique de l'ensemble du logement, puisque - comme nous l'avons vu au chapitre 3 - les températures varient fortement en fonction des pièces. Par ailleurs, un point unique de mesure de température rend la valeur incertaine. Nous excluons de fonder notre calage sur ces mesures de température.

Les courbes de charges sont mesurées au niveau du compteur électrique général. En l'absence de sous comptage, il n'est donc pas possible de distinguer les usages thermiques des usages spécifiques de l'électricité. Puisque nous cherchons à valider notre modélisation uniquement pour les usages thermiques, deux options peuvent être envisagées :

- Mettre en œuvre un traitement de la courbe de charge de l'ensemble des usages pour en extraire uniquement le chauffage. Il existe des méthodes statistiques pour estimer la part des consommations de chauffage. Par exemple, les méthodes reposant sur des extractions thermosensibles assimilent la part des consommations dépendant de la température extérieure de l'air (« part thermosensible ») au chauffage (Özkizilkaya, 2014). Des approches dites de décomposition non intrusive de la courbe de charge (*non-intrusive load monitoring*), reposant sur des algorithmes d'apprentissage automatique, ont également été proposées (Hosseini et al., 2023). Ces méthodes ajoutent une incertitude supplémentaire qui ne permet pas aux courbes de charges thermosensibles et non-thermosensibles qui en sont déduites d'être considérées comme une référence de calage.
- L'autre choix implique de se comparer directement à la courbe de charge de l'ensemble des usages, en ajoutant à partir du panel des usages non simulés dans la thèse (électricité spécifique et cuisson) ce qui ajoute une autre forme d'incertitude. Nous retenons cette approche.

Il est à noter que l'ECS a fait l'objet de mesures supplémentaires au sein d'un autre panel, nous disposons donc d'un ensemble de courbes de charges pour cet usage seul et pour environ 200 ménages. Cet ensemble de mesures n'est pas suffisant pour être représentatif à lui seul, mais il est de taille suffisante pour observer le foisonnement qui a lieu à l'échelle du parc de logements équipés d'ECS électrique. Il sera donc utilisé de manière complémentaire pour le calage de l'ECS. Nous le nommons « **panel ECS** » dans la suite.

4.2.2. Choix de l'échelle de calage : du logement au parc

Nous nous posons ici la question de l'échelle à laquelle doit s'opérer la comparaison des courbes de charge de validation et des courbes simulées. La Figure 52 résume les différentes échelles existantes pour envisager un calage des simulations à partir des données du panel. Nous les passons en revue dans les paragraphes suivants.

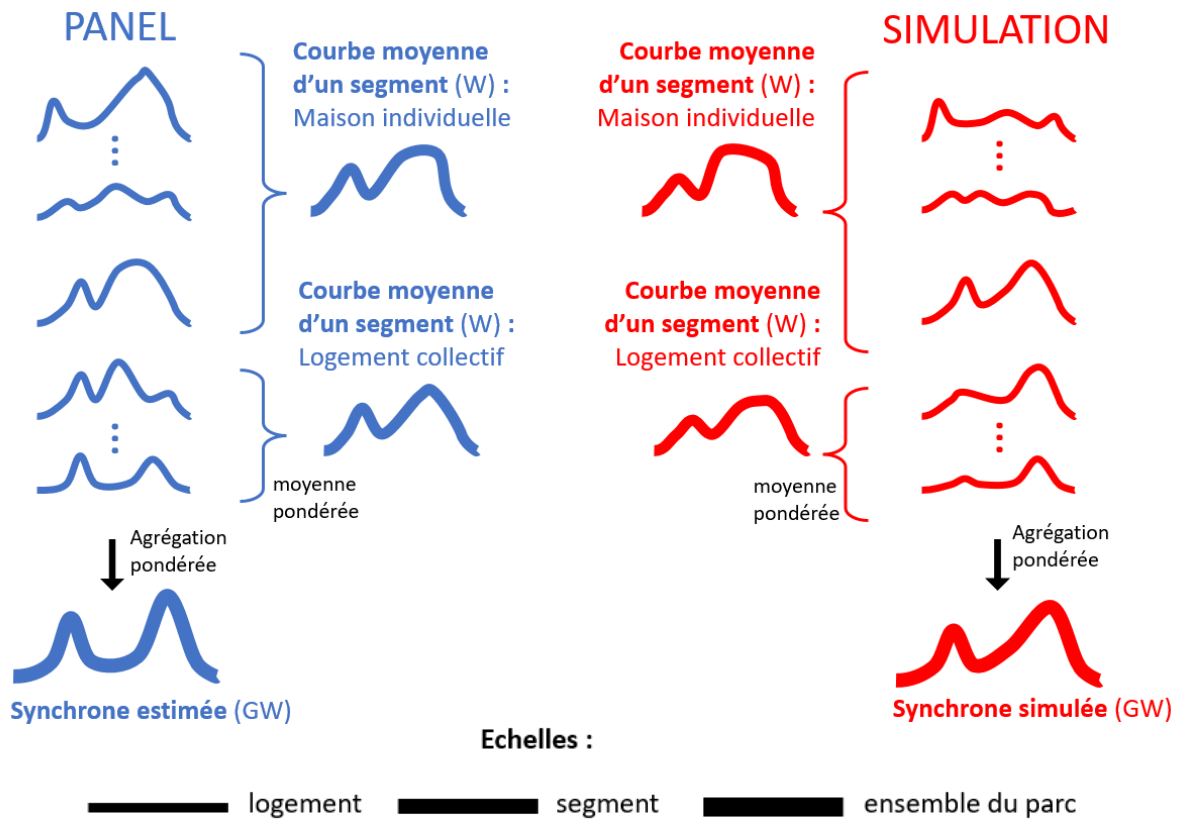


Figure 52 : résumé des différentes échelles de comparaison possibles entre les données du panel (6000 logements) et les simulations (4000 logements)

Ensemble du parc : synchrone résidentielle

A partir du panel représentatif et des poids associés à chaque ménage, il est possible de reconstituer une estimation de la courbe de charge totale et moyenne de l'ensemble du parc résidentiel français. Nous nommons cette courbe la **synchrone** de consommation électrique dans la suite, car c'est la courbe qui résulte des consommations d'électricité se produisant à un instant donné et qui intègre le foisonnement. Pour les fondements statistiques de cette estimation, nous renvoyons aux travaux de thèse de (Lardin, 2012) qui ont été menés sur les données du panel. Il est important de noter à ce stade qu'il est équivalent, à une constante multiplicative près, de considérer la synchrone comme :

- Une somme pondérée (de l'ordre de la dizaine de GW) qui serait la courbe de charge totale de l'ensemble du parc de logements français (France métropolitaine).
- Une moyenne pondérée (de l'ordre du kW) qui serait la courbe de charge moyenne de l'ensemble du parc français. Cette dernière présente l'avantage d'être invariante quel que soit l'effectif du parc (qui fluctue selon les années).

Limitations à l'échelle unitaire

Trois raisons excluent une évaluation et un calage du modèle à l'échelle unitaire du logement. D'une part, le caractère stochastique du comportement des ménages, qui n'est pas modélisé dans notre outil, et qui mènerait forcément à de fortes divergences à petite échelle. D'autre part, l'absence d'information suffisante sur la géométrie et l'enveloppe des bâtiments au sein du panel pour faire correspondre une courbe de charge à une simulation. Enfin, les courbes de charges à l'échelle des individus sont des données personnelles, ce qui rend leur traitement plus complexe puisqu'il doit garantir la conformité au RGPD.

Utilisation de segments de ménages cohérents

Pour autant, il n'est pas souhaitable de se contenter d'un calage au niveau le plus agrégé (la synchrone du parc à l'échelle nationale) qui favorise les compensations d'erreurs et limite l'interprétation des écarts entre données estimées et simulées. Nous cherchons donc le niveau d'agrégation minimal qui permette de comparer la courbe de charge moyenne⁴⁶ estimée d'un **segment** (fraction du parc partageant des caractéristiques communes, par exemple le segment des maisons individuelles chauffées au gaz) avec la courbe de charge moyenne simulée. Les facteurs qui limitent cette taille minimale sont :

- Le foisonnement doit être suffisant dans le segment du panel pour être comparable avec les valeurs simulées, qui utilisent des profils déjà moyennés.
- Les problèmes de valeurs aberrantes ou manquantes peuvent rendre inexploitable certains échantillons trop petits.
- D'un point de vue statistique, l'estimation robuste de la moyenne de la courbe de charge pose des problèmes sur les petits segments (ou « petits domaines »). Cette question a fait l'objet de travaux récents (Moliner, 2017).

En pratique, en dessous d'une centaine de courbes de charges, il est considéré que l'estimation n'est pas assez robuste. Les variables de segmentations disponibles et exploitables dans le panel sur la base de ce critère sont donc le type de logement (maison individuelle, logement collectif), l'énergie principale de chauffage (électricité, électricité et bois, fossile), l'énergie de production d'ECS (électricité ou autre), l'option tarifaire (base ou HP/HC (nocturne, méridienne)). Il est important de noter que certaines associations sont très peu présentes dans le parc de logements, par exemple les logements chauffés à l'électricité mais sans production d'ECS électrique sont négligeables.

L'ensemble des segments dont nous disposons est résumé dans le Tableau 23. Ces 25 segments permettent de représenter la diversité d'équipements et de logements décrite au chapitre 3. Notons également que différentes échelles d'agrégation sont considérées, dans la mesure où les segments 1 à 3 sont l'agrégation d'une combinaison des segments 4 à 25.

Les courbes de charge de chaque segment sont obtenues avec l'estimateur d'Horvitz-Thompson, présenté par exemple dans les travaux de (Moliner, 2017). L'auteure propose par ailleurs une méthode d'estimation plus robuste sur des segments de petites tailles et en présence de valeurs manquantes.

Etant donné la richesse du panel, le calage est fait essentiellement sur ces données. Les autres données de référence publiques disponibles (principalement les données du RTE) seront utilisées à titre de comparaison à la suite du calage.

⁴⁶ Nous préférons les **moyennes** pondérées à des **sommes** pondérées pour pouvoir comparer les segments entre eux indépendamment de leurs effectifs.

Tableau 23 : Définition et effectif des segments au sein des simulations, du panel et de l'Enquête Chauffage. Les types sont les logements collectifs (LC) et les maisons individuelles (MI). Les logements collectifs sont trop peu nombreux dans le panel pour faire une distinction par zone climatique.

Caractéristique du segment					Effectifs		
N°	Type	Chauffage	ECS	Autre	Effectif total 2018 (millions)	Nombre de logements dans l'Enquête Chauffage	Nombre de logements dans le panel (2016)
1	-	non elec	non elec	-	11,4	1573	728
2	-	non elec	elec	-	4,1	573	604
3	-	elec	elec	-	10,7	1527	623
4	LC	non elec	non elec	-	5,9	686	177
5	LC	non elec	elec	-	1,2	120	93
6	LC	elec	elec	-	4,3	468	154
7	MI	non elec	non elec	-	5,5	887	550
8	MI	non elec	elec	-	2,9	453	510
9	MI	elec	elec	-	6,4	1059	467
Par spécificité de chauffage (PRE : plancher rayonnant électrique, PAC : pompe à chaleur)							
10	MI	elec	elec	Avec bois	2,9	483	94
11	MI	elec	elec	Sans bois	4,9	792	427
12	MI	elec	elec	PRE	0,5	85	50
13	MI	elec	elec	PAC	1,6	279	26
14	MI	elec	-	-	7,8	1275	444
Par période de construction							
15	MI	elec	elec	Post 98	2,3	395	91
16	MI	elec	elec	89-98	1,0	171	95
17	MI	elec	elec	75-89	2,2	356	237
18	MI	elec	elec	Avant 75	2,2	353	90
19	LC	elec	elec	Post 98	1,5	164	20
20	LC	elec	elec	89-98	0,7	84	37
21	LC	elec	elec	75-89	1,0	119	55
22	LC	elec	elec	Avant 75	2,2	221	49
Par zone climatique							
23	MI	elec	elec	H1	3,4	557	180
24	MI	elec	elec	H2	3,4	571	272
25	MI	elec	elec	H3	1,0	147	69

4.3.Choix des variables de calage et des métriques

Pour chacun des segments introduits dans la section précédente nous disposons donc de deux courbes de charges. L'une est estimée à partir du panel et est considérée comme la valeur de référence (**courbe de référence** ou **estimée**). L'autre est issue des simulations des usages thermiques auxquelles sont ajoutés les usages spécifiques et de cuisson du panel (**courbe simulée**). L'objet de cette section est de définir les métriques retenues pour comparer les courbes simulées et de références ainsi que les variables de calage utilisées par la suite pour réduire cette distance entre la courbe simulée et la courbe de référence. Les incertitudes sur les variables et leur sensibilité au regard des métriques introduites seront analysées conjointement pour aboutir à un ensemble restreint de variables qui permet le calage.

4.3.1. Métriques

Notre choix de métrique cherche à concilier plusieurs approches. D'une part celles issues du métier (producteur et fournisseur d'électricité, gestionnaire de réseau de transport, etc.) pour lequel la thermosensibilité des consommations et les pointes sont les éléments déterminants. D'autre part, les métriques couramment rencontrées dans la littérature qui sont plus concentrées sur le calage d'un modèle sur des valeurs de référence et cherchent les façons de mesurer cet écart rigoureusement, en fixant des seuils de robustesse.

En outre, les courbes de charges peuvent être vues comme des séries temporelles mais aussi comme la réponse du parc de logements aux fluctuations météorologiques. Au premier ordre, c'est en effet la température extérieure qui va jouer sur le niveau de consommation des usages thermiques. C'est ce mode de représentation qui est privilégié pour définir les consommations du parc.

Enfin, il importe de considérer avec soin la double dimension énergie et puissance (courbe de charge). Les deux sont évidemment liées, l'énergie consommée sur une période étant l'intégrale de la courbe de charge associée. Cependant, une infinité de courbes de charges peuvent correspondre à une consommation d'énergie égale, avec des différences significatives sur les valeurs ou l'instant où se produisent les pointes de consommation.

Nous séparons donc (cf. illustration à la Figure 53) :

- Les métriques globales qui peuvent être utilisées pour comparer deux séries temporelles.
- Les métriques qui se concentrent sur le niveau de consommation et sa dépendance à la température de l'air extérieur.
- Les métriques qui se concentrent sur la forme de la courbe de charge.

Nous passons d'abord en revue ces 3 types de métriques, puis nous verrons les limites de cette séparation.

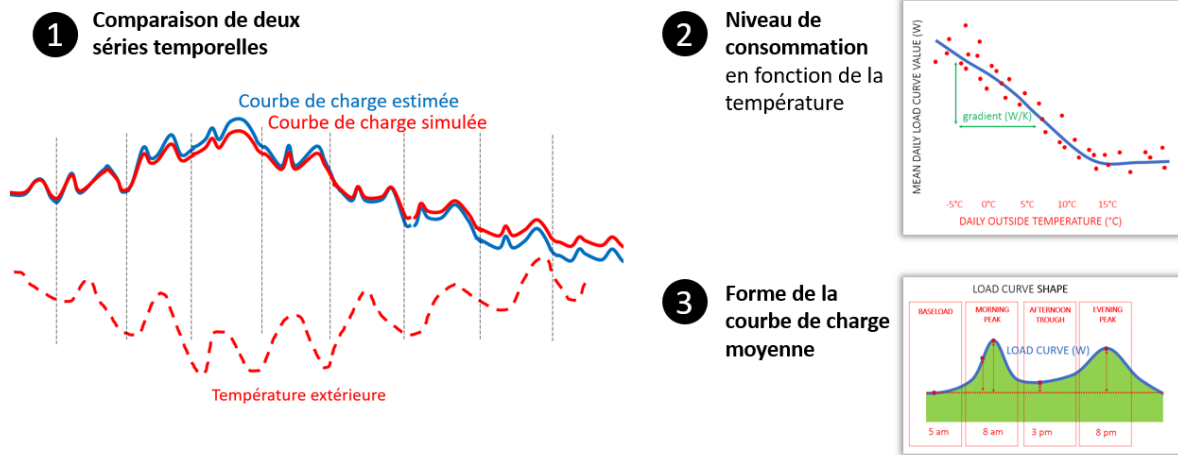


Figure 53 : représentation des types de métriques définis en partant de la courbe de charge du parc et de la température de l'air extérieur moyenne

1) Métriques globales issues de la littérature

Dans un premier temps, nous nous intéressons aux métriques utilisées pour mesurer l'écart entre deux courbes de charges, vues comme des séries temporelles.

Les métriques communément retenues dans la littérature pour le calage des modèles énergétiques reposent sur l'évaluation de leur biais normalisé (NMBE *Normalised Mean Bias Error*), de l'erreur quadratique moyenne (RMSE *Root Mean Square Error*) ou de son coefficient de variation (CV(RMSE) *Coefficient of Variation of Root Mean Square Error*) ou encore du coefficient de corrélation de Pearson (R^2) entre les courbes de référence et les courbes simulées (Chong et al., 2021).

Pour une revue des bonnes pratiques et une définition exhaustive de ces métriques, se référer à (Ruiz and Bandera, 2017). Des critères de calibration pour chaque métrique sont par exemple fixés par l'ASHRAE (*American Society Of Heating, Refrigerating And Air-Conditioning Engineers*) ou l'IPMVP (*International performance measurement and verification protocol*) selon le pas de temps considéré (cf. Tableau 24). Le pas de temps mensuel permettant plus de compensation d'erreurs, les seuils associés sont plus faibles.

Tableau 24 : Critères de calage du FEMP, de l'ASHRAE et de l'IPMVP pour 3 métriques communes (NMBE, CV(RMSE) et R^2) synthétisés par (Ruiz and Bandera, 2017)

Data Type	Index	FEMP Criteria [11,12]	ASHRAE Guideline 14 [8,9]	IPMVP [16]
Calibration criteria				
Monthly criteria %	NMBE	±5	±5	±20
	CV(RMSE)	15	15	-
Hourly criteria %	NMBE	±10	±10	±5
	CV(RMSE)	30	30	20
Model recommendation				
	R^2	-	>0.75	>0.75

Par ailleurs, d'autres métriques de référence telles que le *Dynamic Time Warping* (DTW) permettent une mesure plus fine de la similarité entre deux séries temporelles, en prenant mieux en compte d'éventuels déphasages. Cette métrique a par exemple été utilisée pour mesurer la concomitance des usages spécifiques de l'électricité et leur foisonnement à l'échelle du parc dans les travaux de (Grandjean, 2013).

Dans la suite, les métriques usuelles (NMBE, (CV)RMSE, R^2) sont calculées afin de pouvoir être comparables au reste de la littérature. Nous employons le terme **biais** pour désigner la NMBE et **coefficient de variation** pour désigner le CV(RMSE).

2) Métriques caractérisant l'évolution de la consommation en fonction de la température de l'air extérieur

Les métriques évoquées précédemment sont des comparaisons de séries temporelles, brutes ou moyennées. Ces séries temporelles font suite à une sollicitation en température du parc de logements dont la consommation dépend principalement de la température. D'où, l'idée communément employée de représenter la fluctuation des consommations en fonction de la température de l'air extérieur (Figure 54). En hiver, ce type de représentation fait apparaître, à partir d'une température seuil, un gradient linéaire de la consommation en fonction de la température. Ce gradient est appelé **gradient de thermosensibilité**, ou **thermosensibilité**.

Nous distinguons la thermosensibilité des usages de leur **saisonnalité**. La thermosensibilité d'un usage s'explique par une dépendance explicite de la consommation de cet usage à la température de l'air extérieur, c'est le cas par exemple des usages thermiques ou de certains usages spécifiques (froid domestique, lavage⁴⁷, etc.). La saisonnalité d'un usage est liée aux différences de comportement des ménages d'une saison à l'autre. Par exemple, il est constaté davantage de consommation d'éclairage⁴⁸ et de cuisson en hiver qu'en été.

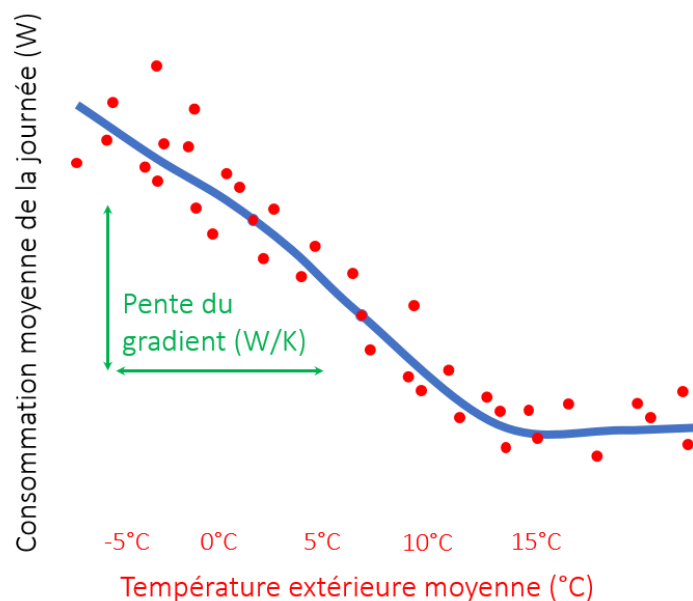


Figure 54 : représentation simplifiée du gradient de thermosensibilité de la courbe de charge journalière moyenne des logements

3) Métriques adaptées aux intervalles d'intérêt de la courbe de charge d'un segment

Les métriques globales vues précédemment donnent un poids égal à tous les points d'une courbe de charge au pas de temps horaire. Plusieurs raisons nous poussent à nous concentrer plus spécifiquement sur certains points clés de la courbe de charge horaire (cf. Figure 55) :

⁴⁷ Le lavage est soumis à la thermosensibilité du fait de la température d'eau froide et à la saisonnalité (plus de cycles de lavage en hiver qu'en été). Source CONSER.

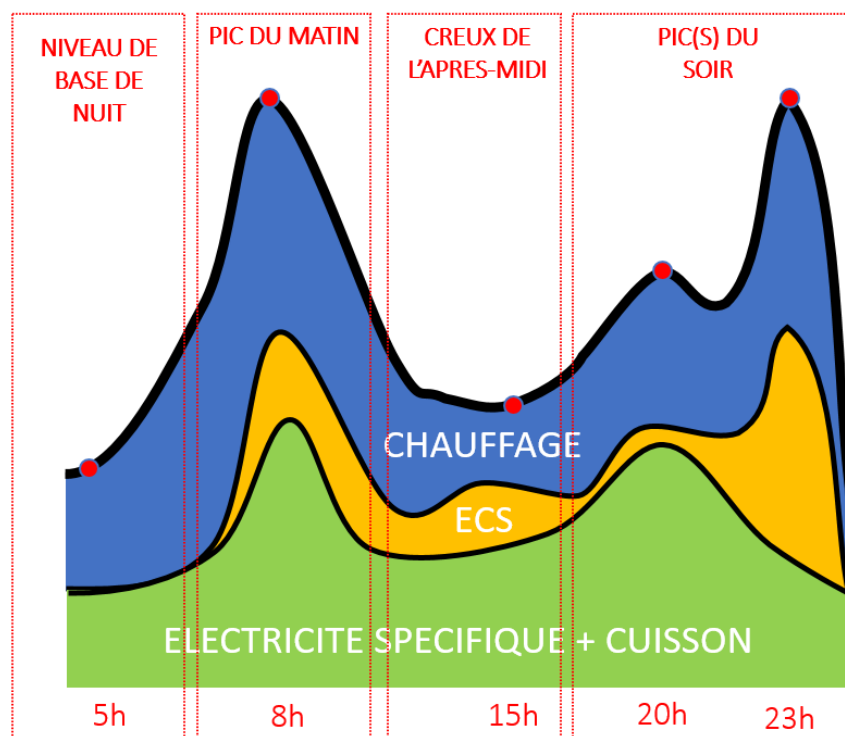
⁴⁸ Dans le cas de l'éclairage, il s'agit principalement d'une différence liée à la baisse d'éclairage naturel et à la nébulosité plus importante en hiver.

- Les extrema de la courbe de charge horaire⁴⁹ sont les points d'intérêt majeurs pour le gestionnaire de réseau ou le producteur d'électricité. Les pointes de consommation sont des critères fondamentaux du système électrique pour éviter sa défaillance (RTE and ADEME, 2020).
- En outre, les maxima (pointes du matin, du midi, du soir ou liés à de l'ECS asservie la nuit le cas échéant) et les minima (valeur de base la nuit, creux de l'après-midi) sont liés à la conjonction de facteurs comportementaux et environnementaux qu'il est intéressant de pouvoir analyser séparément.
- Les autres points intermédiaires peuvent être sujets à plus de bruit et sont liés à des conjonctions de phénomènes plus complexes à analyser (superposition d'usages plus forte, etc.)

Afin de limiter les variations aléatoires d'un jour sur l'autre ces points sont pris en valeur moyenne sur une période cohérente (par exemple : en hiver les jours de semaine ouvrés). Il est d'autant plus important de lisser l'effet de variations aléatoires lorsque les métriques sont calculées pour des segments qui comportent peu d'individus, ce qui limite le foisonnement.

Nous distinguons quatre **intervalles** principaux d'intérêt sur la courbe de charge (cf. Figure 55) :

- Le niveau de base de la nuit.
- Le pic du matin.
- Le creux de l'après-midi.
- Le(s) pic(s) du soir.



⁴⁹ Considérer les pointes au pas de temps horaire mène à une légère sous-estimation (de 2 % à 4 %) des valeurs des extrema par rapport au pas de temps 10 minutes. Nous comparons toujours des courbes de charges avec les mêmes pas de temps.

Figure 55 : décomposition schématique par usage (spécifique + cuisson, ECS, chauffage) et par **intervalle** d'intérêt de la courbe de charge électrique moyenne à l'échelle nationale d'un jour de semaine type d'hiver. Des exemples de **points de références** sont figurés en rouge avec les heures associées. Les formes des courbes sont purement illustratives.

Pour chaque intervalle d'une courbe de charge (correspondant à un ou plusieurs usages), des **points de référence** sont pris à des heures constantes. Pour l'ECS, nous ajoutons quelques points de référence (23h, 14h) des plages d'heures creuses qui induisent des pics de consommation particuliers.

La valeur moyenne de la courbe de charge horaire est prise comme référence pour définir un ratio sans dimension qui caractérise la forme de la courbe de charge en un point de référence (cf. Figure 56). Ces ratios adimensionnels peuvent ainsi être comparés plus facilement entre des segments ayant des niveaux de consommation différents.

L'ensemble de ces métriques est nommé **KPI** (*Key Performance Indicator*) dans la suite. Un exemple de l'analyse des comportements de gestion du chauffage sur la courbe de besoins de chauffage seuls à partir de ces KPI a fait l'objet de la publication (Moreau et al., 2022) (en annexe).

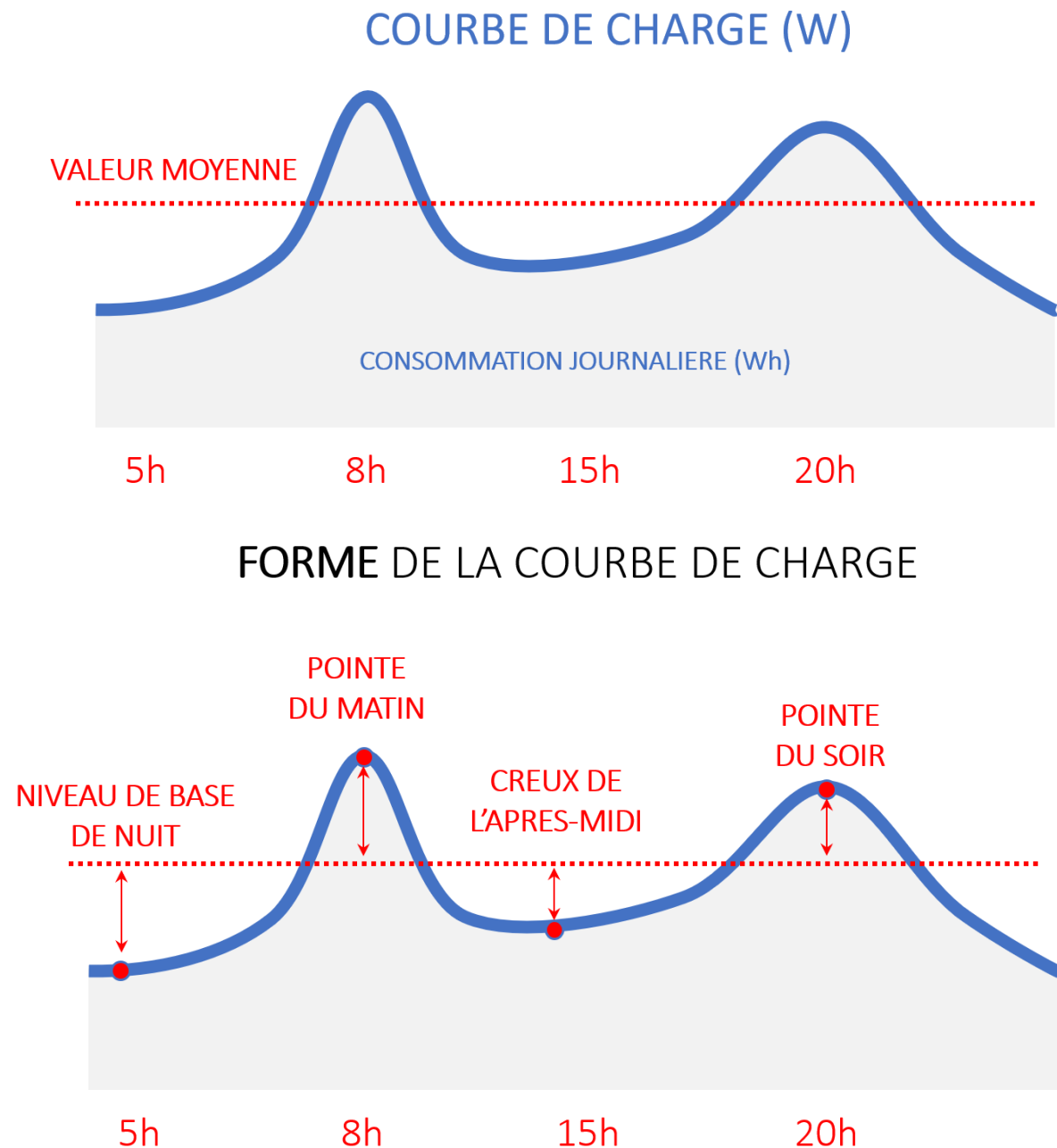


Figure 56 : représentation simplifiée de la valeur moyenne et des métriques caractérisant la forme de la courbe de charge journalière de chauffage des logements.

Limites de la séparation proposée

Les représentations proposées dans les paragraphes précédents sont pratiques, car elles permettent de comparer d'une manière simple à interpréter les écarts entre les simulations et le panel ou l'effet d'une variable sur la courbe de charge.

Cependant, elles ne doivent pas faire perdre de vue certains phénomènes qu'elles peuvent occulter, notamment :

- La température moyenne de l'air extérieur n'affecte pas uniformément la courbe de charge. Si la valeur moyenne augmente linéairement avec la diminution de la température moyenne

(Figure 57, haut) ce n'est pas le cas de l'ensemble des points de la courbe. Lorsque nous observons la courbe de charge normalisée par la valeur moyenne (Figure 57, bas), nous constatons que l'amplitude journalière diminue avec la température. Cela s'explique principalement par le fait que la part du chauffage augmente, et que cet usage fluctue moins au cours de la journée que l'électricité spécifique et la cuisson, qui dominent lorsque les températures sont élevées.

- La consommation d'un jour donné est influencée par l'état thermique du parc de logements et son inertie. La Figure 58 montre que si la température de la veille (J-1) était plus élevée (« entrée dans une vague de froid »), la consommation du jour J est moindre puisqu'on tire parti de la chaleur accumulée principalement dans les murs des logements. Lorsque la température de la veille était plus froide (« sortie d'une vague de froid »), la consommation est supérieure puisqu'il faut que les capacités se rechargent.

Du fait de ces limitations, il convient :

- Dans un premier temps, d'analyser la forme de la courbe de charge à climat normal afin de s'assurer que l'état thermique du parc n'est pas singulièrement affecté par les sollicitations thermiques antérieures à la période d'observation.
- De se limiter au gradient de thermosensibilité de la consommation moyenne journalière.
- De traiter à part la question de l'inertie thermique, pour laquelle nous utiliserons un autre mode de représentation en évaluant la réponse indicielle du parc de logements. La réponse indicielle correspond à la variation de consommation lorsque la température de l'air extérieur fait un échelon de température de 1°C (Figure 59). S'il est possible de simuler ce cas de figure, il ne se rencontre évidemment pas dans les observations. Il est donc nécessaire de décomposer les sollicitations réelles (fluctuations naturelles de la température de l'air extérieur) en une somme de sollicitations indicelles (cf. section 1.2.1 de (Munaretto, 2014)). Le traitement a été fait à l'échelle du parc de logements par (Rabut, 2010).

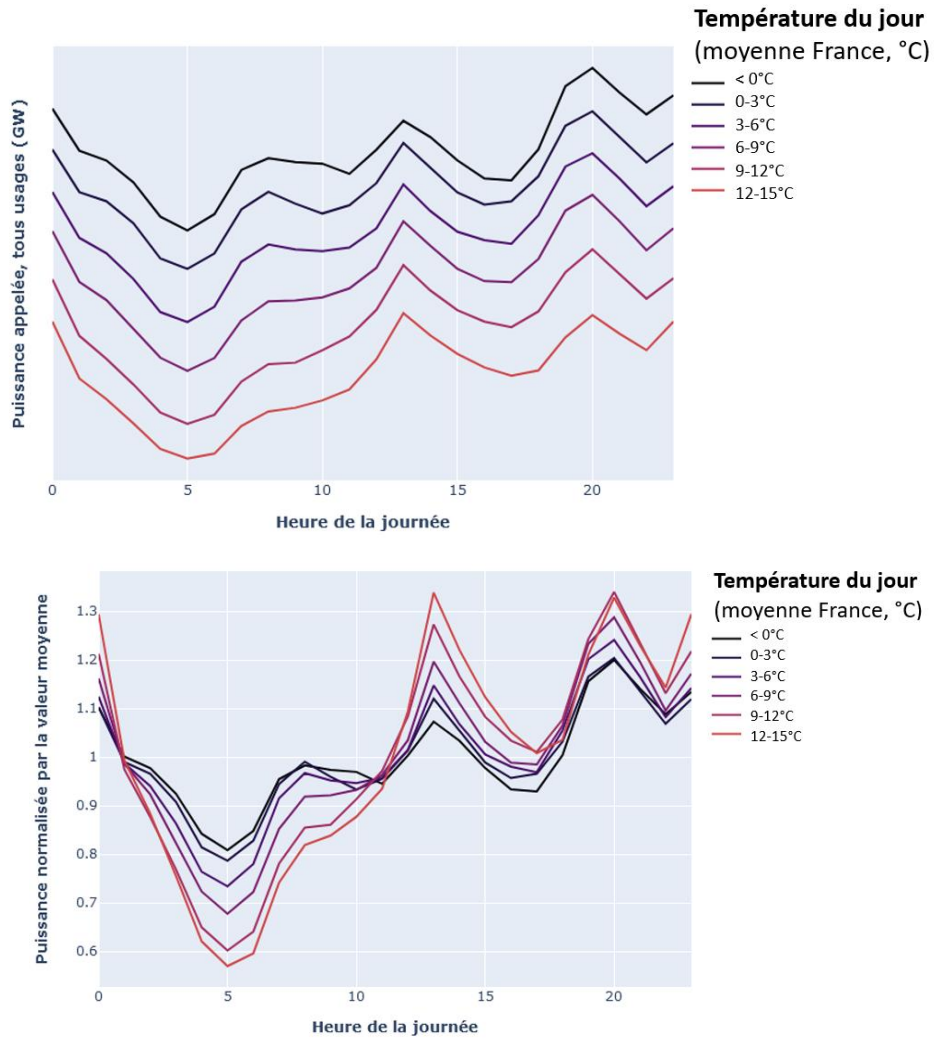


Figure 57 : consommation horaire moyenne du parc résidentiel en hiver (haut) et profil normalisé par la consommation moyenne (bas) en fonction de la température moyenne de la journée (source Panel Résidentiel)

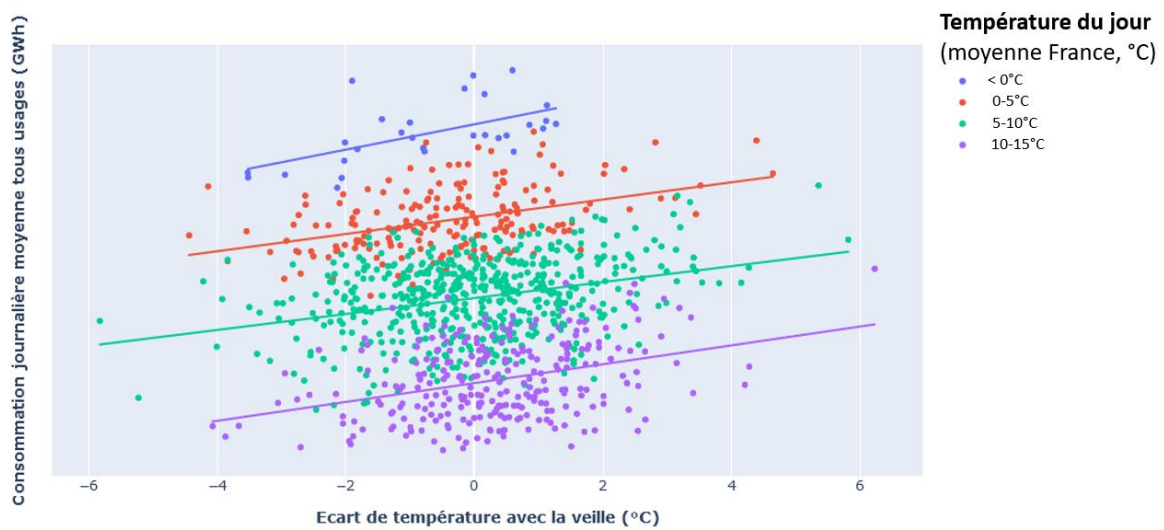


Figure 58 : puissance moyenne appelée lors d'une journée (GW) en fonction de la différence de température avec la veille (°C) selon la température moyenne de la journée (source Panel)

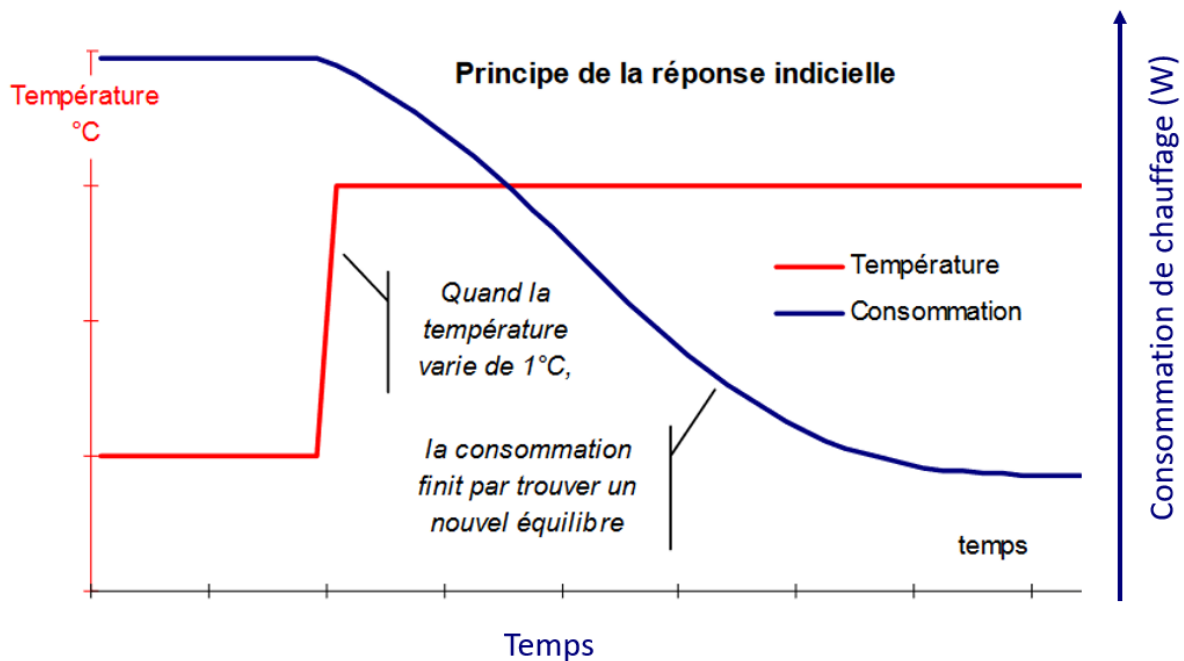


Figure 59 : principe de la réponse indicielle (Rabut, 2010)

Conclusion : type de métrique et niveau de détail selon l'application visée

Le grand nombre d'informations présent dans la courbe de charge nécessite de s'appuyer sur plusieurs types de métriques, qui sont autant de représentations partielles de l'information contenue dans la courbe de charge. Comme le résume la Figure 60, chaque type de métrique sera utilisé à des étapes distinctes du calage.

De plus, le niveau de détail des métriques doit être adapté à l'application (Figure 60). Ainsi dans la suite :

- L'analyse de sensibilité-incertitude (cf. sections suivantes et Tableau 25 et Tableau 26) n'est présentée que pour 5 KPI (1 pour la consommation moyenne et 4 qui caractérisent les intervalles d'intérêt de la courbe de charge).
- Le calage est fait sur un ensemble plus complet de points de référence de la courbe.
- Pour une analyse rapide des résultats d'ensemble, les métriques usuelles sont calculées sur l'ensemble des points horaires de la courbe de charge.

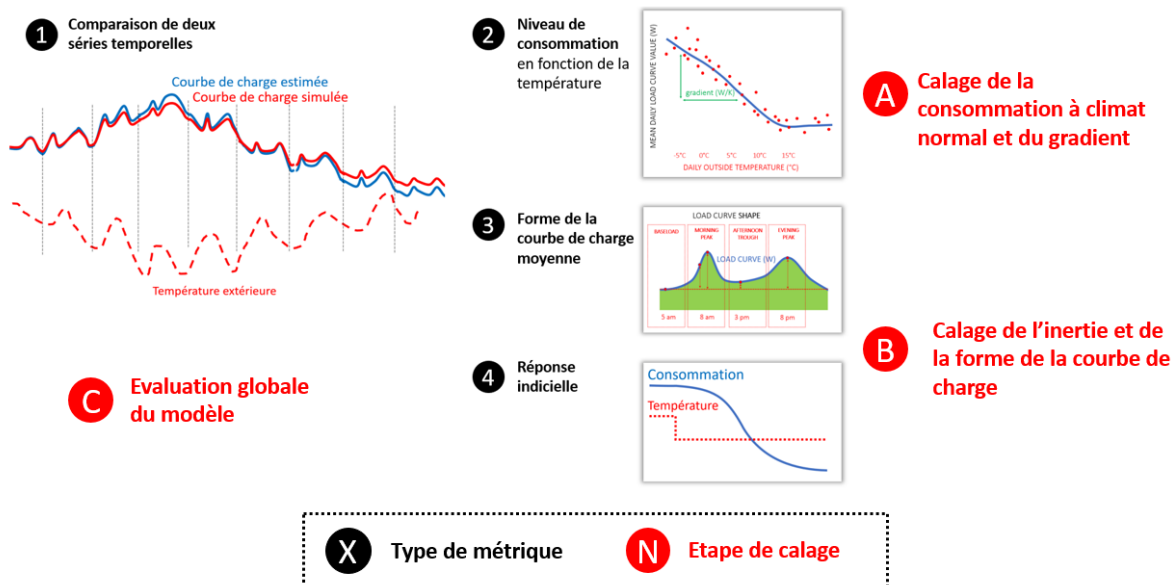


Figure 60 : représentation des types de métriques (en noir) définies en partant de la courbe de charge du parc et de la température de l'air extérieur moyenne et étapes de calage et de validation du modèle associé (en rouge)

4.3.2. Sensibilité des paramètres

Nous cherchons à présent à quantifier la sensibilité des KPI définis précédemment à chacun des paramètres du modèle.

Cette analyse de sensibilité est menée à partir de la littérature et de simulations menées avec le modèle développé. Les principaux niveaux de sensibilité (« faible » à « élevée ») sont présentés dans les tableaux de synthèse ci-dessous (Tableau 25 pour le chauffage, Tableau 26 pour l'ECS). Seuls 5 KPI sont retenus dans les tableaux de synthèse pour faciliter la lecture. La moyenne décrit l'influence sur l'énergie. Les 4 ratios décrivent la forme de la courbe de charge pour les 4 points principaux décrits précédemment.

L'objectif de cette analyse de sensibilité est d'identifier 2 caractéristiques :

- **L'uniformité** (ou non) de l'influence d'un paramètre sur les KPI. Certains paramètres peuvent influencer l'ensemble des KPI de manière uniforme ou locale (quelques KPI seulement). Par exemple, la fraction des apports solaires théorique convertie en apports internes a un impact important sur la forme de la courbe de charge de chauffage l'après-midi, mais un effet minime la nuit.
- Les **corrélations** des paramètres dans l'espace des KPI. Certains paramètres peuvent affecter de manière similaire un ensemble de KPI. Inversement, certains KPI peuvent être affectés par un ensemble de paramètres. Ces corrélations peuvent poser un problème lors du calage comme évoqué dans la section suivante. Pour une étude systématique de ces corrélations, une analyse des composantes principales peut-être menée (Palomo Del Barrio and Guyon, 2003).

4.3.3. Niveaux d'incertitude des paramètres pour le chauffage

Le croisement de la sensibilité de la courbe de charge simulée à ces paramètres et de leur incertitude nous permet de retenir seulement une sélection des paramètres les plus incertains et les plus influents.

Le niveau d'incertitude que nous évaluons ici est relatif uniquement à l'erreur épistémique. Nous considérons qu'il dépend principalement des sources utilisées que nous passons en revue selon les

catégories de paramètres (environnement des logements, caractéristiques de l'enveloppe et des équipements, comportements) définies au chapitre 2. Certains paramètres exogènes (météos, nombre de logements, etc.) sont arbitrairement placés hors du champ de cette analyse et pris comme des hypothèses de modélisation.

Incertitudes liées à l'environnement des logements

- Nous considérons les données météorologiques issues de l'European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) comme des hypothèses de modélisation (Copernicus Climate Change Service, 2023).
- Ces données météorologiques ne prennent pas en compte l'îlot de chaleur urbain. Trois options sont à considérer :
 - L'îlot de chaleur urbain est modélisé et son intensité est prise comme une variable de calage. Nous excluons cet option, l'effet sur la courbe de charge le rendant trop proche d'autres variables.
 - L'îlot de chaleur urbain est modélisé. Le grand nombre de variables exerçant une influence fait que le niveau d'incertitude est alors élevé (Terrasson, 2021). Nous n'avons pas mis en œuvre cette option par manque de temps dans le cadre de nos travaux.
 - L'îlot de chaleur urbain n'est pas modélisé et vient accroître l'ignorance du modèle. C'est le cas dans nos travaux.
- La description d'ensemble du parc (nombre de logements, surfaces habitables) est prise comme une hypothèse de modélisation.
- La fraction des apports solaires théoriques (calculée par rapport à la surface vitrée totale) effectivement convertie en apports solaires est considérée avec une incertitude élevée du fait des masques intégrés au bâtiment (comme les rebords de fenêtre, balcons, etc.), proches (parois latérale) ou lointains (bâtiments environnants, horizon, etc.). Ces masques sont seulement partiellement décrits dans les enquêtes Chauffage et Rafraîchissement ainsi que dans les DPE. Nous prenons cette variable pour le calage, d'autant qu'elle agit assez fortement sur la forme de la courbe de charge lors de l'après-midi (KPI « creux de l'après-midi »). Les différences naturelles de masques entre maisons individuelles (périurbains ou maisons isolées) et logement collectif (urbain) incitent à distinguer la fraction d'apports solaires selon le type de logement. En l'absence de modélisation des comportements d'occultation⁵⁰, cette variable de calage va aussi les intégrer.

Incertitudes liées à l'enveloppe

- Les coefficients de transferts thermiques surfaciques des parois opaques issus de la méthode 3CL-DPE conservent un niveau d'incertitude relativement élevé car la méthode est normative (et non basée principalement sur des mesures) ce qui peut induire des biais⁵¹. Toutefois, cette source (enquête Phébus) étant la plus fiable à l'échelle du parc, nous considérons que la description qu'elle permet ne nécessite pas de calage supplémentaire.
- Le taux de renouvellement d'air fait l'objet d'une d'incertitude élevée du fait de la difficulté de le mesurer à grande échelle (Dimitroulopoulou, 2012). Cela explique que cette variable soit souvent retenue dans la littérature pour le calage (Booth, 2012) (Berthou et al., 2019) (Chong et al., 2021). C'est donc la variable de calage principale que nous retenons pour l'enveloppe

⁵⁰ Un traitement supplémentaire de l'Enquête Rafraîchissement (non fait dans la durée de la thèse) permettrait de proposer un modèle des comportements d'occultations.

⁵¹ Une question importante, compte tenu de la visée prospective de la thèse, est de savoir si les biais sont homogènes (homoscédasticité) en fonction du niveau d'isolation thermique ou non. Dans le cas contraire, on rajoute un biais en faisant évoluer les proportions des classes d'isolation thermique. Il est particulièrement à craindre un manque d'homogénéité (voire un biais) sur les parois non isolées.

des logements à l'échelle du parc. Nous la considérons distincte selon le type de logement (maison individuelle ou logement collectif).

- Les incertitudes sur la géométrie des logements (surface de chaque type de paroi et de vitrage ainsi que leurs orientations) sont considérées faibles, les enquêtes Chauffage et Rafraichissement enrichies avec les DPE permettant de reproduire la diversité à l'échelle du parc (cf. 3.3.3).
- L'incertitude sur les valeurs d'inertie reste relativement élevée. Il s'y ajoute l'ambiguïté de la définition de l'inertie thermique, surtout dans le cas de modèles thermiques simplifiés RC. L'influence est faible pour la consommation énergétique et modérée pour la forme de la courbe de charge (Verbeke and Audenaert, 2018). Nous faisons un calage de la valeur moyenne de l'inertie afin que le temps caractéristique de la réponse indicielle soit cohérent entre les valeurs simulées et estimées (Rabut, 2010).

Incertaines liées aux équipements

- La performance des systèmes de chauffage a une incertitude négligée par hypothèse lorsque la génération se fait par effet Joule (rendement parfait égal à 1). Dans le cas des PAC, l'incertitude est jugée faible à moyenne puisque nous utilisons les données de certification qui sont des données de référence, bien qu'elles puissent différer des conditions de fonctionnement réelles. Nous nous sommes assurés de leur cohérence avec les COP moyens issus de campagnes de mesures (cf. 2.4.2). Nous n'envisageons donc pas de calage pour la performance des systèmes.
- Les incertitudes sur la puissance installée sont considérées faibles grâce aux Enquêtes Chauffage (pour le chauffage par effet Joule) et Rafraichissement (pour les PAC). Concernant la puissance activée, elle est issue de l'Enquête Chauffage pour les logements principalement chauffés par des radiateurs électriques (Joule). Nous faisons l'hypothèse que lors des vagues de froid, toute la puissance installée est activée.
- La part des besoins couverts par le bois en biénergie avec l'électricité est très incertaine. En effet, ce sont des systèmes rarement régulés comme des poêles à bois (surchauffe fréquente) et dont le démarrage est souvent manuel, ce qui les rend indissociables du comportement des ménages en matière de gestion du chauffage. Nous retenons donc comme variable de calage une fraction des besoins couverts par le bois pour les maisons individuelles concernées par la biénergie bois-électricité⁵². Cette biénergie étant quasiment absente en appartement, elle ne concerne que les maisons individuelles.

Incertaines liées aux comportements

La majorité des informations disponibles sur le comportement dans le cadre de ce travail est considérée en l'état en raison de la fiabilité (et de la rareté) des sources utilisées.

- Les profils horaires de température de consigne de chauffage sont pris tels que déclarés dans l'enquête chauffage. La principale incertitude qui demeure est l'écart entre température déclarée et température d'air intérieur (ou opérative) et la difficulté à traduire ces températures au sein d'une simulation thermique. Dans l'ensemble, ces profils restent cohérents avec la littérature avec une forte influence du rythme circadien qui explique des températures souhaitées plus élevées le matin et le soir (Vellei et al., 2021) (Vellei et al., 2022).
- La fraction non chauffée des logements déclarée dans l'Enquête Chauffage fait a priori l'objet de peu d'incertitude, les ménages déclarant pièce par pièce lesquelles ne sont pas chauffées.
- Les incertitudes sur les apports internes sont intermédiaires. Les données de l'Enquête Chauffage permettent d'évaluer avec une faible incertitude les apports internes métaboliques.

⁵² Pour être considérée comme un cas de biénergie bois-électricité, nous ne prenons que les ménages déclarant utiliser régulièrement des équipements de chauffage au bois performants (insert, poêle, etc.) et nous excluons les cheminées ouvertes au rendement trop faible.

De même, l'évaluation permise par l'enquête CONSER (cf. 3.1.3) des consommations d'électricité spécifique est l'une des plus détaillées qui soit à l'échelle du parc résidentiel français (Binet and Cayla, 2019).

Une incertitude demeure sur la façon dont les consommations d'électricité spécifique sont transformées en apports internes. De même, CONSER ne permet d'évaluer que des périodes d'utilisation de quelques heures et pour certains usages. La forme du profil horaire d'apports internes liés à l'électricité spécifique et à la cuisson fait donc l'objet d'un calage directement sur les données du panel, à partir des segments pour lesquels ce sont les seuls usages électriques.

- Les niveaux d'occultation sont relativement bien décrits dans les Enquêtes Chauffage et Rafraîchissement, d'où un niveau d'incertitude faible. Pour le moment l'occultation n'est pas modélisée.

4.3.4. Niveaux d'incertitude des paramètres pour l'ECS

Incertitudes liées à l'environnement

- Comme pour le chauffage, nous considérons les données météorologiques issues de l'ECMWF comme des hypothèses de modélisation. La température d'air extérieur n'influence directement que les chauffe-eaux thermodynamiques utilisant l'air extérieur comme source froide. Indirectement, la température de l'air extérieur influence la température de l'air intérieur et la température d'eau froide.
- La localisation du chauffe-eau en zone chauffée ou non chauffée est peu incertaine grâce à l'Enquête Chauffage.
- Les différentes plages d'heures pleines / heures creuses (HP/HC) sont construites par le gestionnaire du réseau pour maximiser le foisonnement par région. En effet, si toutes les plages d'heures creuses commençaient à 23h précises, le pic engendré serait d'une amplitude impossible à suivre pour la production d'électricité. Il existe donc un grand nombre de plages décalées d'une demi-heure. Localement, les postes sources qui émettent les signaux pour les contacteurs des ballons assurent une diversité plus importante, de l'ordre de quelques minutes dans la plage. Nous extrayons la probabilité d'appartenir à chacune des plages possibles à partir du poste de consommation (HP, HC ou base) des courbes de charges du panel, qui est spécifié pour chaque point de mesure. Etant donné la représentativité du panel, c'est la source de plus grande fiabilité possible disponible pour cette étude. Alternativement, (Béjannin et al., 2018) ont proposé une méthode pour évaluer les proportions de chauffe-eaux en heures creuses (cf. Figure 61).

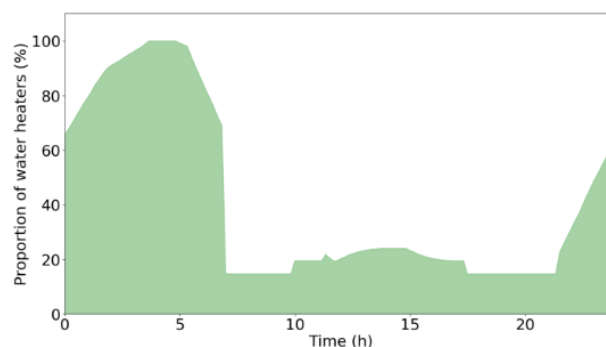


Figure 61 : évaluation des proportions de chauffe-eaux en heures creuses proposées par (Béjannin et al., 2018) à l'échelle du parc français

Incertitudes liées aux équipements

- Le volume des ballons présente peu d'incertitude à partir des données de l'Enquête Chauffage.
- Le taux de ballons en HP/HC n'ayant pas de contacteur (et se comportant donc comme un ballon non asservi au tarif base) est assez incertain. Nous conservons ce paramètre comme une variable de calage.
- La puissance des ballons est attribuée en fonction du volume, à partir des catalogues constructeurs (cf. Tableau 19).
- Le coefficient de transfert thermique (U) des ballons est assez incertain car il dépend des constructeurs, de l'âge des ballons et de la gamme achetée par les ménages. En l'absence de données suffisantes, nous gardons ce paramètre comme une variable de calage.
- La position de la sonde est considérée peu incertaine et constante pour tous les modèles de ballon.
- La température de réglage est assez incertaine, elle peut dépendre à la fois du comportement et de l'équipement (la valeur par défaut étant souvent conservée) (Andreau et al., 2022). Une difficulté supplémentaire est que le tartre peut perturber la température de régulation (Lethea, 2017). Nous faisons l'hypothèse que les températures par défaut (60/65°C) sont conservées à l'échelle du parc.
- La largeur de la bande morte varie selon les constructeurs et les modèles. Les valeurs rencontrées dans la littérature varient entre 1°C et 10°C (Koch, 2012) (Béjannin, 2020).

Incertitudes liées aux comportements

- Le volume de puisage de chaque type de ménage est établi initialement à partir d'une campagne de mesure de l'ADEME sur 350 logements (ADEME, 2016). L'incertitude reste élevée, nous conservons donc cette variable pour le calage.
- Les profils de puisage ont été repris des travaux de (Béjannin, 2020) et établis à partir de l'enquête Emploi du Temps de l'Insee. Ils sont donc considérés comme faiblement incertains.

Tableau 25 : résumé de l'analyse de sensibilité-incertitude pour le chauffage

CHAUFFAGE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
ENVIRONNEMENT	Météos (température, rayonnement)	Elevé	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Analyse de sensibilité		ERA5 (ECMWF)		
	Ilot de chaleur urbain	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Analyse de sensibilité	Elevé		Non modélisé	
	Fraction des apports solaires (masques)	Moyen	Faible	Faible	Elevé	Faible à Moyen	Analyse de sensibilité	Elevé		Oui	4
BÂTI	U fenêtre	Moyen	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	PHEBUS DPE, ADEME DPE,		
	U murs	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité	Moyen	PHEBUS DPE, ADEME DPE		
	U toit	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité	Moyen	PHEBUS DPE, ADEME DPE		
	U plancher	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité	Moyen	PHEBUS DPE, ADEME DPE		

CHAUFFAGE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
BÂTI	Renouvellement d'air (infiltration + ventilation)	Elevé	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Analyse de sensibilité	Elevé		Oui	2
	Géométrie	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	PHEBUS DPE, Enquête Chauffage		
	Orientation des vitrages	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Moyen	Faible à Moyen	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen			
	Inertie	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Analyse de sensibilité	Moyen à élevé		Oui	3
EQUIPEMENTS	Coefficient de performance des systèmes de chauffage	Elevé	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	(Moreau et al., 2022)	Faible	Enquête Chauffage et Rafraichissement, Keymark		
	Puissance activée	Elevé	Faible	Elevé	Moyen	Elevé	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	Enquête Chauffage		

CHAUFFAGE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
EQUIPEMENTS	Part des besoins des logements non chauffés à l'électricité couvert par des appoints électrique lors des vagues de froid	Elevé	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Analyse de sensibilité	Elevé		Oui	6
	Part des besoins couverte par du bois	Elevé	Faible à Moyen	Moyen	Faible à Moyen	Elevé	Analyse de sensibilité	Elevé		Oui	5
COMPORTEMENT	Profil de température	Moyen	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé	(Moreau et al., 2022)	Moyen	Enquête Chauffage		
	Température de consigne 'moyenne' déclarée	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	(Moreau et al., 2022)	Moyen	Enquête Chauffage		
	Fraction non chauffée	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	(Moreau et al., 2022)	Faible	Enquête Chauffage		

CHAUFFAGE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
COMPORTEMENT	Apport internes (électricité spécifique, métabolique)	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé	Analyse de sensibilité	Moyen	CONSER, Enquête Chauffage	Oui (en profil seulement)	1
	Occultation	Moyen	Faible	Faible	Moyen	Moyen	Analyse de sensibilité	Moyen à faible avec ER	Enquête Rafraichissement	Non modélisé	

Tableau 26 : résumé de l'analyse de sensibilité-incertitude pour l'ECS

EAU CHAUDE SANITAIRE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
ENVIRONNEMENT	Météos (température d'eau, température d'air extérieur)	Elevé	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité		RT2012, ERA5		
	Chauffe-eau en zone chauffée ou non chauffée	Moyen	Faible	Faible	Faible	Faible	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	Enquête Chauffage		
	Plage HP/HC	Moyen	Elevé	Elevé	Elevé	Elevé	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	Panel résidentiel		

EAU CHAUDE SANITAIRE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
EQUIPEMENTS	Volume des ballons	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	Enquête Chauffage		
	Taux de ballon en HP/HC n'ayant pas de contacteur	Faible	Moyen	Elevé	Moyen	Elevé	Analyse de sensibilité	Moyen à élevé	Panel résidentiel	Oui	4
	Puissance des ballons	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Faible à Moyen	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	Données constructeur		
	Largeur de la bande morte	Moyen	?	?	?	?	Analyse de sensibilité	Moyen à élevé	Données constructeur	Oui (panel ECS)	3
	U des ballons	Moyen	?	?	?	?	Analyse de sensibilité	Moyen à élevé	Données constructeur	Oui	2
	Position sonde	Moyen	?	?	?	?	Analyse de sensibilité	Faible	Données constructeur		

EAU CHAUDE SANITAIRE											
PARAMETRE		SENSIBILITE					INCERTITUDE		CALAGE		
Catégorie	Detail	Influence énergie	Influence forme profil puissance				Source pour le niveau de sensibilité	Niveau d'incertitude	Source utilisée pour définir le paramètre	Retenu pour le calage ?	Ordre du calage
			Niveau de base de nuit	Pic du matin	Creux de l'après-midi	Pic du soir					
COMPORTEMENT	Volume puisage	Elevé	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Analyse de sensibilité	Moyen	(ADEME, 2016)	Oui	1
	Profil puisage	Faible	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Analyse de sensibilité	Faible à Moyen	Enquête emploi du temps		

4.4. Méthode de calage retenue

A partir de l'analyse de sensibilité-incertitudes effectuée, nous avons retenu les variables de calage les plus pertinentes (cf. Tableau 25 pour le chauffage et Tableau 26 pour l'ECS). Nous commençons par rappeler quelques problèmes courants lors du calage de paramètres. Nous fixons l'ordre de calage des segments et des paramètres, en raison des couplages entre usages spécifiques et thermiques et pour éviter d'avoir des paramètres non identifiables.

4.4.1. Problèmes courants

Les problèmes d'identifiabilité de certains paramètres peuvent émerger lorsqu'ils ont le même effet sur la courbe de charge calculée (par exemple le U des fenêtres et le taux de renouvellement d'air), il est alors impossible pour un algorithme d'identifier les valeurs « réelles » des paramètres (si elles existent), et un ensemble potentiellement infini de combinaisons de valeurs peut donner le même résultat en termes de distance entre la courbe de charge simulée et celle de référence (Marty-Jourjon et al., 2020).

Par ailleurs, chercher à minimiser les erreurs sur plusieurs métriques à la fois est parfois impossible car les effets de certains paramètres peuvent augmenter l'erreur sur l'un tout en réduisant l'erreur sur l'autre, aboutissant ainsi à un front de Pareto⁵³ qui exclut l'unicité de la solution.

Nous cherchons à limiter ces deux effets de la façon suivante :

- En limitant le nombre de variables de calage, en particulier :
 - En évitant d'avoir plusieurs variables qui agissent de manière équivalente sur les KPI.
 - En supposant l'indépendance de certaines variables, voire d'un ensemble d'usages d'un segment à un autre (sur lequel la variable ne saurait être calée). Par exemple, les segments avec de l'électricité spécifique et de la cuisson seules (pas de chauffage ni d'ECS électrique) sont utilisés pour identifier les profils horaires de consommation d'électricité spécifique et de cuisson par type de logement et par heure de l'année. Les valeurs sont ensuite considérées fixes pour l'ensemble des autres segments. Cela revient à considérer certaines variables constantes pour certains ensembles de segments (par exemple, l'ensemble des maisons individuelles). Plus largement, nous supposons que le calage qui est fait sur le seul parc chauffé à l'électricité peut s'appliquer au parc dans son ensemble. Cela est valable dans la limite où le calage ne revient pas à modifier des variables dépendantes de l'énergie de chauffage⁵⁴.
- En définissant un ordre de calage et en limitant (à partir d'une interprétation physique) les KPI à optimiser pour chaque variable : la première variable A est utilisée pour caler un ensemble {E} de KPI, puis la variable B est utilisée pour caler l'ensemble {F} de KPI, etc.

L'ordre de calage s'impose avant tout en raison des dépendances physiques entre usages spécifiques et thermiques, le premier étant vu comme des apports internes pour le second, les variables de calage de cet usage sont à caler d'abord. Du fait de la possibilité d'avoir de la production d'ECS électrique sans chauffage électrique mais pas l'inverse (il est très rare d'avoir un chauffage électrique sans ECS électrique), il est plus facile de caler ensuite les variables de l'ECS. Enfin le chauffage est le dernier

⁵³ Le front de Pareto désigne l'ensemble des solutions d'un problème à plusieurs objectifs ne pouvant diminuer l'erreur sur un des objectifs sans accroître l'erreur sur un autre.

⁵⁴ Le calage de certaines variables ne se faisant que sur la courbe de charge des logements chauffés à l'électricité, cela donne une raison supplémentaire de conserver les niveaux d'isolation des parois tels que décrit dans les bases DPE. Il faudrait sinon trouver une manière de conserver les spécificités de l'isolation des logements chauffés à l'électricité par rapport aux autres logements.

usage dont les variables sont calées. En raison de la sous-représentation de la climatisation au sein du panel, cet usage ne peut faire l'objet d'un calage. Pour l'usage climatisation, la majorité des paramètres seront donc pris tels que calés pour les autres usages, le plus proche possible de la saison d'été.

Pour chaque usage, si les interdépendances variables/KPI ne sont pas nulles entre chaque étape (la N+1ème étape joue sur des KPI des étapes précédentes), alors les étapes sont répétées jusqu'à convergence pour un seuil fixé empiriquement (par exemple moins de 5 % de différence par rapport à l'étape précédente) et en limitant le nombre d'itérations. Cette approche n'exclut pas de se retrouver dans un optimum local en raison du choix des conditions initiales.

4.4.2. Etapes retenues (Figure 62)

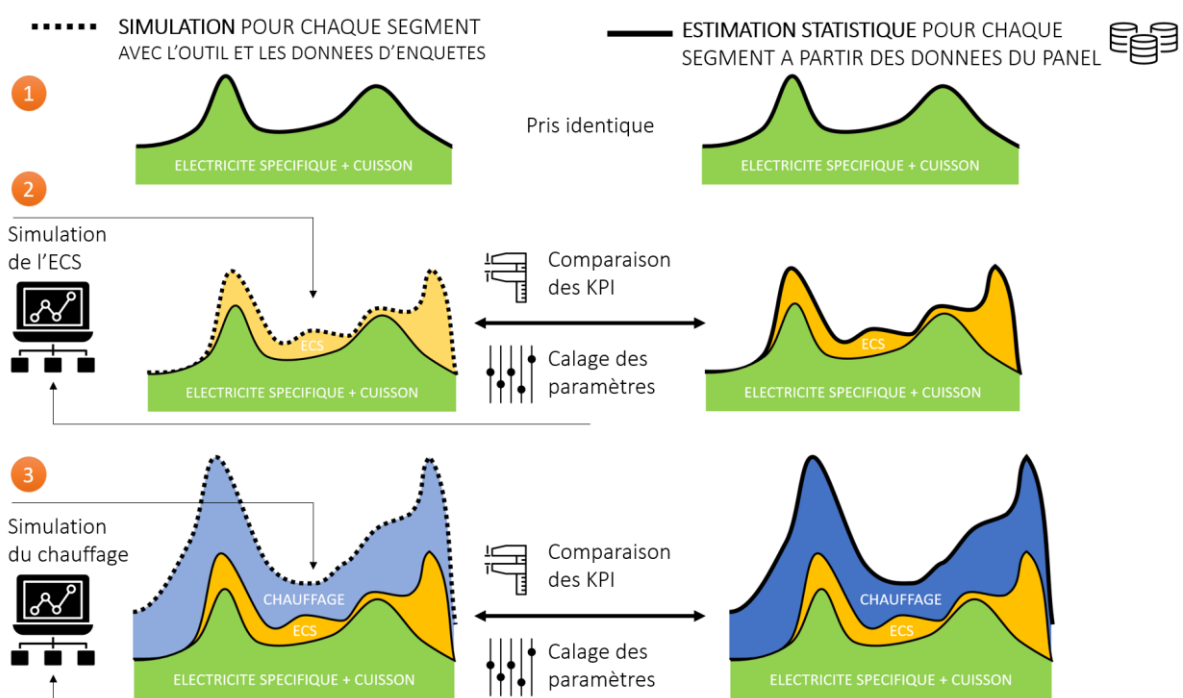


Figure 62 : schéma récapitulatif des étapes de calage selon les usages (spécifique et cuisson, ECS, chauffage). Pour chaque usage faisant l'objet d'un calage, et pour chaque segment nécessitant de caler des paramètres, les KPI retenus sont comparés entre courbe totale simulée et courbe totale estimée du segment. Les paramètres sont calés dans l'ordre. L'ECS et le chauffage sont calés indépendamment.

Etape 1 : Calage des variables pour l'électricité spécifique et la cuisson

Dans notre cas, l'électricité spécifique et la cuisson ne font pas l'objet d'un calage à proprement parler. L'évaluation des consommations d'électricité spécifique et de cuisson et leur répartition par usage telle que décrite par CONSER (chapitre 3) est considérée comme la source la plus fiable à notre disposition pour les consommations en énergie. Le calage consiste uniquement à prendre, grâce au panel, le profil horaire et la variation lissée de ce profil au cours de l'année. En l'absence de segmentation plus fine (par nombre d'occupant.es ou par option tarifaire notamment), nous considérons que les profils sont invariants par type de logement (maison individuelle ou logement collectif). Une valeur par heure de l'année (intégrant la nature du jour de la semaine) est retenue.

Etape 2 : Calage des variables pour l'Eau Chaude Sanitaire (cf. Tableau 27)

4 variables de calage sont retenues pour l'ECS : le volume quotidien d'eau chaude consommée, le coefficient de transfert thermique moyen des ballons, la largeur de la bande morte et la proportion de ballon au tarif HP/HC sans contacteur.

Volume d'eau chaude consommée

Le volume consommé est calé sur la consommation totale d'ECS (par différence avec l'électricité spécifique du même segment sans ECS électrique dans les données du panel). Nous faisons donc l'hypothèse que le rendement de la production électrique d'eau chaude sanitaire est de 1, c'est-à-dire que nous supposons que la proportion de chauffe-eau thermodynamique (CET) est négligeable dans le panel.

U moyen des ballons

Pour chaque type de logement, et en se limitant au segment de ménages ayant un tarif HP/HC nocturne, le U moyen des ballons est calé sur la hauteur du pic du soir (23h). La limitation aux segments au tarif HP/HC nocturne permet d'avoir un pic d'ECS majoritairement concentré le soir, qui est lié à la conjonction des pertes de la journée (depuis la fin de la période d'heures creuses vers 6h du matin) et des soutirages d'eau chaude ayant eu lieu au cours de la journée.

Largeur de la bande morte

La largeur de la bande morte va principalement influencer la fin de période d'heures creuses, avec des relances des ballons pour compenser les pertes statiques si la bande morte est fine (quelques degrés).

Proportion des ballons au tarif HP/HC sans contacteur

Pour chaque type de logement, et en se limitant au tarif HP/HC nocturne, la proportion des ballons au tarif HP/HC non asservis en raison de l'absence de contacteur est calée sur la hauteur du pic du matin (8-9h). Ce pic correspond aux ballons non asservis qui se déclenchent après les soutirages du matin.

Interdépendances

Les interdépendances entre les étapes sont les suivantes :

- La proportion non asservie entraîne une surconsommation (jusqu'à 10 %) qui peut être confondue avec un U moyen des ballons ou un volume de soutirage plus élevés.
- Le U moyen des ballons a un effet proche d'une augmentation du volume soutiré.

Tableau 27 : synthèse des paramètres de calage pour l'eau chaude sanitaire

Ordre	Paramètre de calage	KPI de calage
1	Volume d'eau chaude consommée	Consommation (valeur moyenne de la courbe de charge)
2	U moyen des ballons	Hauteur du pic du soir (23h) pour les ménages au tarif HP/HC
3	Largeur de la bande morte	Niveau de consommation en fin d'heures creuses
4	Proportion des ballons au tarif HP/HC sans contacteur	Consommation en dehors des heures creuses

Etape 3 : Calage des variables pour le chauffage (cf. Tableau 28)

Taux de renouvellement d'air

Le taux de renouvellement d'air fait l'objet d'un calage pour minimiser l'erreur sur la consommation moyenne journalière de la courbe de chauffage (obtenue par différence avec l'électricité spécifique + cuisson et d'ECS du même segment sans chauffage électrique). Ce calage s'effectue à climat normal pour le mois de janvier⁵⁵ ce qui permet d'éviter une trop forte altération de l'état thermique du parc de logements. Le taux de renouvellement d'air étant dépendant de l'écart de température et de la vitesse du vent (2.3.5), c'est le calage pour les valeurs normales de ces paramètres qui est fait.

Les différences de conditions aux limites justifient de différencier la valeur normale du taux de renouvellement d'air selon le type de logement (vent atténué ou non par les constructions environnantes en ville, différentiel de pression propre à une maison individuelle par rapport à un logement collectif, etc.).

Entre les valeurs par défaut (0,6 vol/h) et la valeur minimale (0,1 vol/h), la valeur moyenne de la courbe de charge calculée (tous usages) fluctue de -18 % (la fluctuation relative est identique quel que soit le type de logement). Il est à noter un léger écart (jusqu'à 4 points) entre l'impact sur la réduction de nuit (-20 %) et celle en journée (-16 %) du fait de la fluctuation de la température de l'air extérieur. La courbe de charge n'est donc pas uniformément affectée, les faibles valeurs en augmentant le contraste (écart entre les valeurs faibles et les valeurs élevés).

Facteur solaire

Pour chaque type de logement, le taux d'apport solaire théorique converti en apport interne est fixé pour caler le creux de l'après-midi de la courbe de chauffage (obtenue par différence avec l'électricité spécifique + cuisson et d'ECS du même segment sans chauffage électrique). Le calage est également effectué à climat normal pour le mois de janvier.

Les différences de masques intégrés ou proches justifient de différencier selon le type de logement (occultation par des constructions environnantes plus hautes et nombreuses en ville, masques intégrés comme des balcons, etc.) Il est attendu que la fraction convertie en apport interne soit plus faible pour les logements collectifs.

Entre les valeurs maximales (0,6) et minimales (0,1) considérées, l'évolution est quasiment linéaire. Elle est minime sur la majorité des KPI (moins de 2 % de variation) et atteint 20 % pour le creux de l'après-midi (plus le facteur solaire est élevé plus le creux est marqué avec une valeur basse). Du fait de l'inertie thermique, la répercussion se fait légèrement sentir au moment du pic du soir (-4 %). Dans l'ensemble, la valeur moyenne diminue de 7 %. Cette diminution est majoritairement portée par les heures de l'après-midi et du début de soirée.

Proportion des besoins de chauffage couverts par le bois dans le cas de la biénergie bois-élec

Pour les maisons individuelles seulement (le bois étant exceptionnel dans les logements collectifs), la proportion des besoins couverts par le bois en cas de biénergie est calculée en comparant directement les consommations des segments avec ou sans biénergie bois.

Les logements considérés comme faisant partie du segment « biénergie bois-électricité » sont ceux déclarés principalement chauffé à l'électricité avec un chauffage d'appoint bois jugé efficace (poêle ou insert). Les cheminées ne sont pas considérées en raison de leur rendement très faible.

⁵⁵ Le mois de janvier est considéré comme une période représentative de la saison de chauffage et présente l'avantage de ne comporter aucune période de vacances scolaires.

Part des besoins des logements non chauffés principalement à l'électricité couverte par des appoints électriques lors des vagues de froid

Nous avons montré dans l'analyse de l'Enquête Chauffage (3.3.6) qu'il y avait un parc de radiateurs électriques en dehors du parc principalement chauffé à l'électricité.

L'analyse des gradients de thermosensibilité du parc non électrique montre que ce parc a un gradient qui dépasse la simple variation saisonnière. Ce gradient concerne principalement les maisons individuelles. L'amplitude de ce gradient dépasse largement la saisonnalité de l'électricité spécifique⁵⁶. De même la seule contribution des pompes de circulations de chaudières semble exclue, leur puissance maximale ne dépassant que rarement les 50 W, à raison d'1 W par kW de puissance de chaudière (UCL, 2023).

Modélisation des appoints électriques

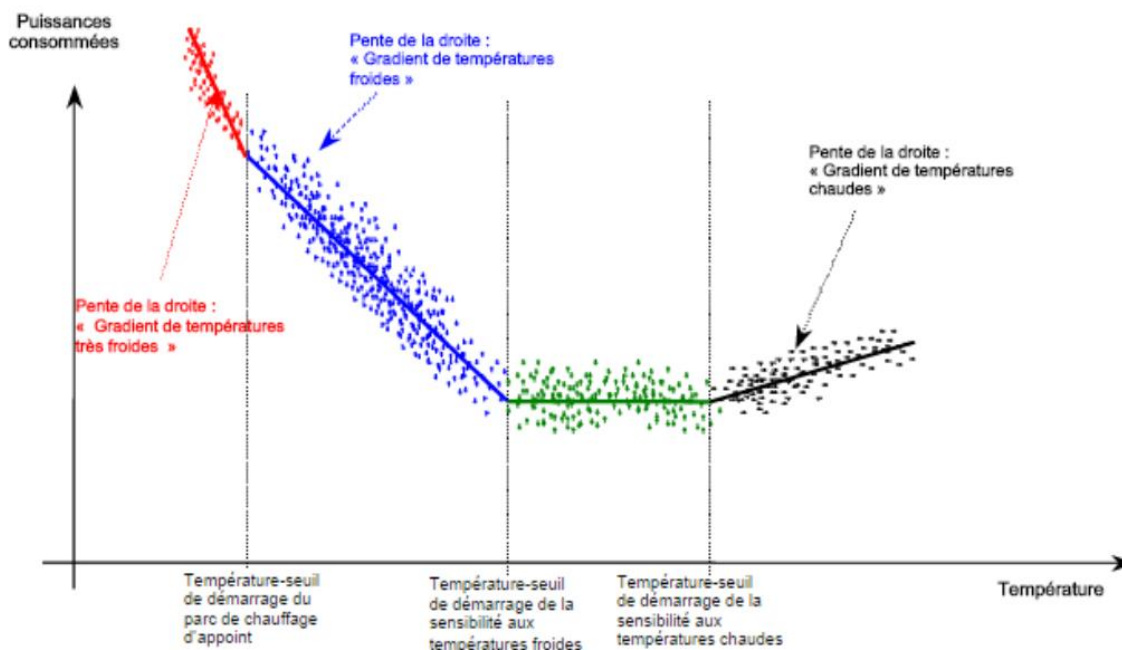
La modélisation de l'utilisation des appoints électriques implique trop de facteurs comportementaux et de spécificités à l'échelle de chaque logement pour être menée dans le cadre de nos travaux. Nous serions amenés à formuler de nombreuses hypothèses sans source détaillée sur le comportement des ménages. Nous prenons donc le parti de modéliser ce phénomène de la manière suivante :

- En procédant au calage de la proportion maximale des besoins couverts par l'électricité, qui est supposée atteinte sur la vague de froid historique de février 2012.
- En définissant une règle d'activation de ces appoints.

Nous prenons une fonction d'activation progressive de ces appoints. En effet, le gradient étant linéaire, nous excluons l'hypothèse d'une activation ayant lieu uniquement à partir d'une température seuil. Nous avons pu lire des mentions d'un gradient de surchauffage lié au démarrage du parc d'appoint (Özkizilkaya, 2014). Cependant, le RTE a depuis confirmé que « conformément aux observations de ce nuage de points, le gradient dit de « sur chauffage » pour les températures très froides n'a pas été constaté ; il n'est donc pas pris en compte » (RTE, 2021).

⁵⁶ Par ailleurs, pour éviter un double comptage, nous nous sommes assurés que nos profils d'électricité spécifique n'intégraient pas d'appoints électriques :

- En ne prenant que les profils moyens d'électricité spécifique, qui sont définis à climat normal et n'intègrent que la variation saisonnière et pas l'effet des vagues de froid.
- En s'étant assurés de la cohérence des consommations d'électricité spécifique issue d'une seconde source, indépendante du panel résidentiel (CONSER)



Source : RTE

Figure 63 : illustration d'un gradient de thermosensibilité faisant apparaître un gradient de surchauffage (Özkizilkaya, 2014).

La Figure 64 illustre le principe d'un gradient linéaire compris entre un gradient linéaire sans appoint à température normale et un gradient avec appoint lorsqu'il fait plus froid. Le gradient avec appoint présente une surconsommation lorsqu'il fait plus chaud. Le gradient sans appoint peut saturer lorsqu'il fait très froid, lorsque les radiateurs fonctionnent en permanence. En somme, l'effet des appoints n'est pas d'ajouter une pente supplémentaire (comme le proposait les auteurs de la Figure 63) mais d'éviter une rupture de pente. La Figure 65 illustre la différence de gradient des maisons individuelles non principalement chauffées à l'électricité avec et sans prise en compte du modèle d'appoint.

Concernant le choix de cette fonction d'activation nous avons considéré plusieurs options :

- Des règles expertes, à l'échelle de chacun des ménages, se fondant sur l'inconfort. Cette approche nécessite d'introduire une non-linéarité supplémentaire dans le modèle ce qui augmente considérablement le temps de calcul. Elle nécessite en outre de formuler un certain nombre d'hypothèses (seuil d'inconfort, hystérésis entre l'allumage et l'extinction des appoints).
- Une fonction d'activation globale (type sigmoïde) définissant à l'échelle du parc la proportion du parc utilisant les appoints. L'inconvénient d'une telle approche est qu'elle n'est applicable qu'en post traitement et nécessite de caler la température moyenne autour de laquelle l'activation se fait. Cette température seuil risque d'évoluer dans le futur, avec l'isolation des logements par exemple.
- Une fonction d'activation fondée sur une variable physique représentant le risque d'inconfort au sein du logement. Nous avons ainsi choisi d'utiliser pour cela le facteur d'infiltration, qui donne l'évolution des infiltrations par rapport à leur valeur normale en fonction de la différence de température avec l'extérieur et du vent. Cette fonction présente l'avantage d'être déjà calculée à chaque pas de temps dans le modèle, et n'induit pas de temps de calcul supplémentaire. C'est cette approche de modélisation que nous retenons. La fonction

d'activation est calculée à chaque pas de temps et pour chaque ménage en fonction de la température de l'air extérieur, de la vitesse du vent et de la température de consigne⁵⁷.

Il est important de noter que seule la proportion des besoins couverts par l'électricité pour le parc non principalement chauffé à l'électricité (appoint) fait l'objet d'un calage. Pour le parc principalement chauffé par effet Joule, la puissance supplémentaire maximale est supposée égale à la puissance installée. En d'autres termes, nous supposons que lors de la vague de froid de février 2012, toute la puissance installée était activée.

Pour les deux cas, la fonction d'activation de cette puissance est la même. Il est important d'avoir en tête la différence suivante :

- Pour le parc non principalement chauffé à l'électricité, la fraction de chauffage couverte par l'électricité est la dernière étape du calage.
- Pour le parc principalement chauffé à l'électricité, la variation de la puissance activée est **prise en compte avant toute étape de calage**.

⁵⁷ Nous prenons la température de consigne et non la température du nœud d'air de chaque zone pour éviter un couplage supplémentaire. Ainsi, le facteur d'infiltration peut être calculé en amont.

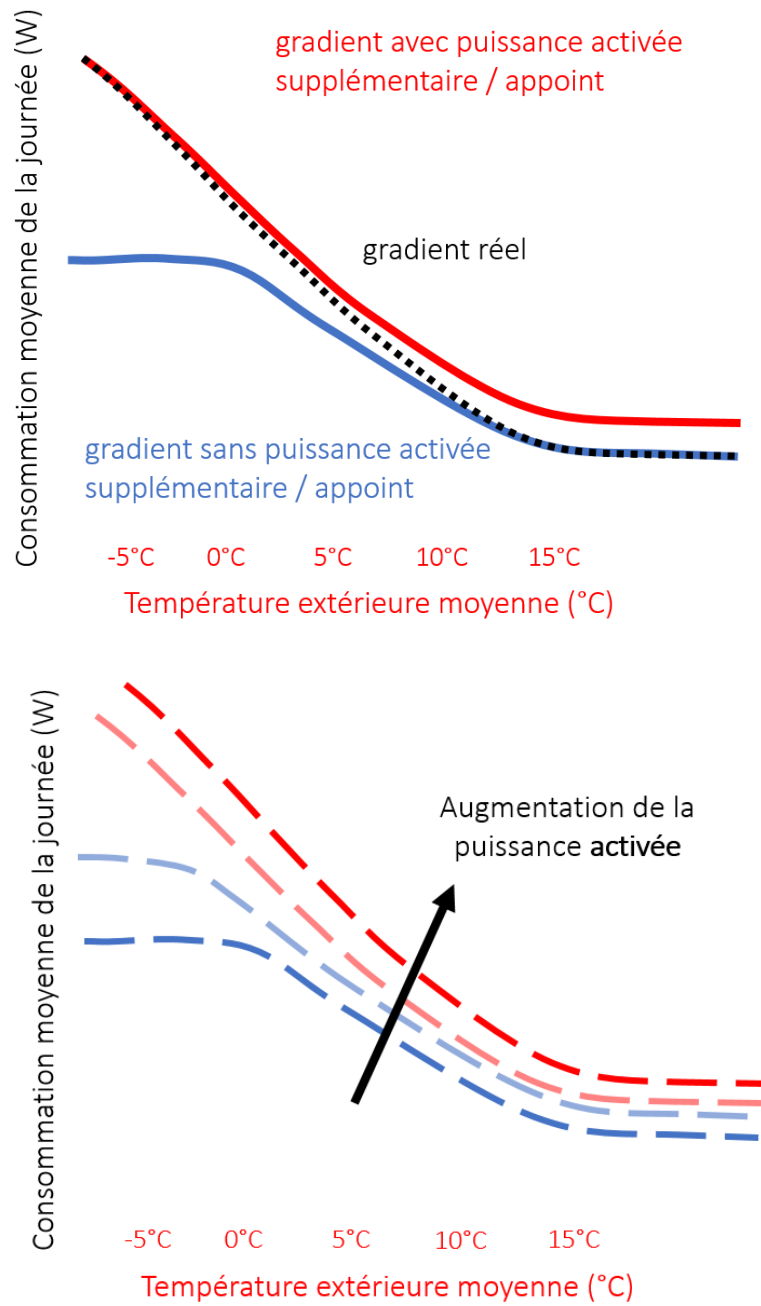


Figure 64 : (haut) comparaison schématique d'un gradient de thermosensibilité : (en rouge) avec appoint (ou puissance supplémentaire), (en bleu) sans appoint (ou puissance supplémentaire), et (en pointillés noirs) avec une activation progressive des appoints (ou de puissance supplémentaire) (bas) effet d'une augmentation de la puissance activée sur le gradient de thermosensibilité

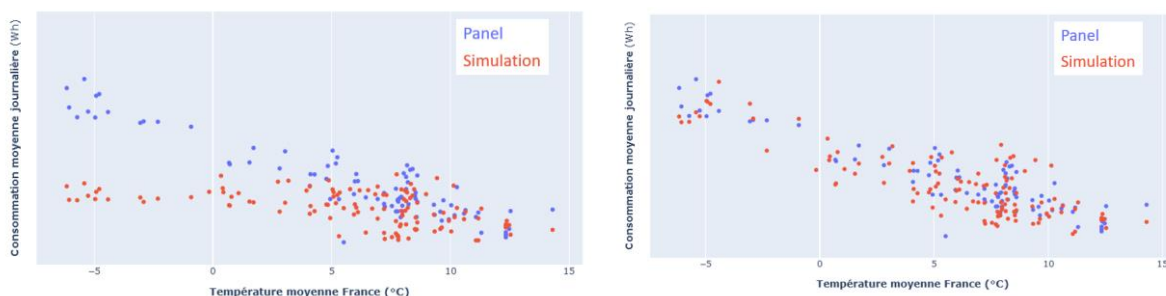


Figure 65 : illustration d'une simulation du parc non principalement chauffé à l'électricité sans prise en compte des appoints (gauche) et avec des appoints (droite)

Interdépendances

Par construction, nous avons cherché à réduire les interdépendances. Seul le faible effet du facteur solaire sur la consommation doit être bouclé avec le calage du taux de renouvellement d'air.

Tableau 28 : synthèse des paramètres de calage pour le chauffage

Ordre	Paramètre de calage	KPI à caler	Segments ayant leur propre paramètre de calage
1	Forme du profil d'apport interne		Par type de logement (maison individuelle / logement collectif)
2	Taux de renouvellement d'air	Consommation (valeur moyenne de la courbe de charge à climat normal pour le mois de janvier)	Par type de logement (maison individuelle / logement collectif)
3	Inertie moyenne du parc	Temps caractéristique du parc de logements estimé à partir de sa réponse indicielle	
4	Facteur solaire	Creux de l'après-midi (15h)	Par type (maison individuelle / logement collectif)
5	Proportion des besoins couverts par le bois	Consommation (valeur moyenne de la courbe de charge à climat normal pour le mois de janvier)	Uniquement pour les maisons individuelles bois-Joule
6	Part des besoins des logements non chauffés principalement à l'électricité couverte par des appoints électriques lors des vagues de froid	Niveau de consommation lors des vagues de froid historique	Uniquement pour les maisons individuelles non chauffées principalement à l'électricité

Calage des variables pour la climatisation

Comme évoqué précédemment, la sous-représentation des usages de climatisation au sein du panel ne permet pas un calage en l'état. Les variables sont prises telles que calées précédemment, en prenant les valeurs pour l'été lorsque c'est possible.

4.5. Résultats et comparaison à des éléments de référence

Les étapes de calage décrites précédemment sont mises en œuvre. Les métriques sont calculées sur les valeurs moyennes mensuelles du mois de janvier pour la météo normale de la décennie 2010. Les courbes de charges estimées issues du panel sont redressées statistiquement pour une année normale, la météo prise pour les simulations est la météo normale.

Une fois le calage effectué, nous évaluons le modèle sur des années réelles en le comparant avec le panel.

4.5.1. Résultat pour l'électricité spécifique

Les profils unitaires d'électricité spécifique sont pris pour chaque type de logement (maison individuelle ou logement collectif). Nous vérifions simplement que l'énergie annuelle obtenue avec ces profils (85,5 TWh/an) est cohérente avec CONSER qui est pris comme référence (83,5 TWh/an).

4.5.2. Résultats et comparaisons pour l'Eau Chaude Sanitaire

Pour l'ECS, nous commençons par le calage des consommations quotidiennes d'ECS. Puis, nous évaluons le calage de la forme de la courbe de charge d'ECS.

Consommation quotidienne d'ECS

Le Tableau 29 présente les besoins quotidiens moyens annuels retenus à l'issue du calage ainsi que les valeurs estimées lors d'une campagne de mesures de l'ADEME. Dans l'ensemble, nous sommes dans la fourchette haute de l'estimation qui a été faite par l'ADEME des besoins d'ECS.

Il est important de noter que cette valeur de besoin d'eau a été retenue pour un coefficient de transfert thermique global (U) des ballons fixé à 1 W/(m².K). Une valeur de U plus grande aurait abouti à des besoins d'ECS plus faibles.

Tableau 29 : comparaison des besoins d'ECS entre la campagne de mesure de l'ADEME et la valeur retenue à l'issue du calage

	Besoin d'eau moyen en litres à 40°C, par ménage et par jour	
Nombre de personne du ménage	Valeur issue de (ADEME, 2016)	Valeur issue du calage
1	80 ± 35	96
2	120 ± 45	144
3	150 ± 50	181
4	170 ± 70	216
5	220 ± 105	287

Résultats pour l'ECS à l'aide du panel ECS

Bien qu'il ne soit pas représentatif de l'ensemble du parc, le panel ECS permet d'évaluer la courbe de charge de la production d'ECS seule. Nous nous concentrons dans cette section uniquement sur les maisons individuelles, qui sont les seuls logements représentés dans ce panel.

Le calage fixe la valeur moyenne annuelle du débit d'eau à température du ballon (60°C) puisée lors des soutirages quotidiens. Cependant, deux facteurs font fluctuer ce volume au cours de l'année :

- D'une part le besoin d'ECS à 40°C est plus faible en été qu'en hiver d'environ 40 % (ADEME, 2016)
- D'autre part, la température de puisage de l'eau froide fluctuant de 10°C à 20°C entre l'été et l'hiver, le volume d'ECS issue du ballon (à 60°C) nécessaire pour faire un volume d'eau à 40°C est plus faible en été :

$$V_{T_{ECS}} = V_{40} \times (40 - T_{froide}) / (T_{ECS} - T_{froide})$$

En prenant ces deux phénomènes en compte, le Tableau 30 montre que les consommations moyennes observées en été et en hiver sont cohérentes entre les simulations et le panel.

Tableau 30 : consommation moyenne de l'usage ECS par saison et consommation totale annuelle des maisons individuelles d'après le panel ECS et les simulations. Les consommations moyennes journalières (resp. annuelles) sont adimensionnées par rapport à la consommation moyenne journalière (resp. annuelle) issue du panel.

	Consommation moyenne de l'ECS en été (Wh)	Consommation moyenne de l'ECS en hiver (Wh)	Consommation annuelle de l'ECS (kWh)
Panel ECS (Maison individuelle)	1 (référence)	1,46	1 (référence)
Simulation (Maison individuelle)	0,99	1,44	0,99

Forme de la courbe de charge d'ECS

Etant donné qu'elle est fréquemment asservie, il est important d'avoir en tête que le premier facteur déterminant la forme de la courbe de charge d'ECS est l'horaire des heures pleines / heures creuses. D'où la nécessité de ne comparer que des segments ayant les mêmes types d'heures creuses (nocturnes ou méridienne). D'après l'Enquête Chauffage, seuls 20 % des logements ayant de l'ECS électrique n'ont pas de tarification d'heures creuses.

Pour analyser la forme de la courbe de charge, nous comparons les simulations et le panel ECS sur les courbes de charges d'ECS des clients dont les heures creuses sont positionnées la nuit (Figure 66). Ces derniers sont ceux dont les courbes sont les plus simples à interpréter. Les soutirages d'eau chaude ayant lieu principalement la journée, dès le début de la période d'heure creuse (entre 22h et 2h) le ballon fonctionne en continu jusqu'à ce que la consigne soit atteinte. Par ailleurs, la période où le ballon chauffe est peu affectée par des soutirages.

Coefficient de transfert thermique global des ballons

Comme nous l'avons mentionné précédemment, il s'est avéré malaisé de distinguer l'effet du besoin d'ECS et du coefficient de transfert thermique des ballons. Nous avons donc choisi de fixer le coefficient de transfert thermique à 1 W/(m².K), qui est dans les bornes des valeurs identifiées dans la littérature : 0,9 W/(m².K) pour les ballons récents et 1,3 W/(m².K) comme valeur seuil dans les réglementations thermiques (Béjannin, 2020).

Cette valeur du coefficient de transfert thermique global (et le besoin quotidien d'ECS) donne une valeur de pointe d'ECS cohérente avec le panel ECS (Tableau 31).

Tableau 31 : pointe de consommation lors des heures creuses selon le type d'heures creuses et la saison, normalisée par la valeur de la pointe des heures creuses nocturnes en été issue du panel ECS.

	Eté		Hiver	
	Panel ECS	Simulation	Panel ECS	Simulation
Heures creuses nocturnes (Pointe à 23h)	1 (référence)	0,99	1,24	1,29
Heures creuses méridiennes (Pointe à 2h)	0,79	0,71	0,93	1,03

Largeur de la bande morte

La Figure 66 montre l'influence de la largeur de bande morte sur le profil de consommation d'ECS asservie en heures creuses nocturnes. Nous pouvons distinguer plusieurs périodes :

- Le début de nuit commence avec un pic marqué qui correspond à une période de quelques heures de fonctionnement à puissance maximale des chauffe-eaux. Le démarrage des heures creuses étant étalé, la courbe de charge foisonnée donne un pic au moment où le plus de chauffe-eaux sont en fonctionnement.
- Passé cette pointe, les chauffe-eaux s'éteignent progressivement une fois la consigne atteinte. Cela correspond à la phase de décroissance jusqu'à 4h. Nous constatons un écart persistant entre le modèle et le panel, qu'aucun des paramètres de calage envisagés ne permet de compenser. L'examen des courbes de charges des chauffe-eaux du panel font apparaître une proportion importante de cas où la période de chauffage à pleine puissance est suivie de périodes de chauffage par intermittence. Nous pouvons faire l'hypothèse que ce comportement est lié à certains ballons pour lesquels le mélange lors du chauffage serait imparfait. Une autre hypothèse serait la régulation qui peut être imparfaite en raison de l'accumulation de calcaire comme l'a souligné (Lethea, 2017). La modélisation de ces phénomènes dépasse le cadre de nos travaux.
- Il s'ensuit une période de plateau (entre 4h et 6h du matin) liée aux relances pour compenser les pertes, lorsque l'écart entre la température du ballon et la consigne dépasse le seuil de la bande morte. Nous pouvons constater sur la Figure 66 qu'une bande morte d'environ 1K pourrait expliquer le niveau du plateau de consommation. Cependant, elle crée un second pic en fin de période d'heures creuses dont le niveau dépasse les données du panel. Ce second pic ne doit pas être confondu avec le pic lié à l'ECS non asservie qui intervient vers 8-9h après les soutirages du matin.
- Enfin, après 6h du matin, les périodes d'Heures creuses prennent fin et la consommation devient nulle.

In fine, nous rejetons l'hypothèse que la prise en compte d'une bande morte plus étroite puisse expliquer la différence de forme de courbe de charge de l'ECS asservie en heure creuses. Nous supposons qu'une modélisation plus détaillée des ballons et de leur régulation serait nécessaire.

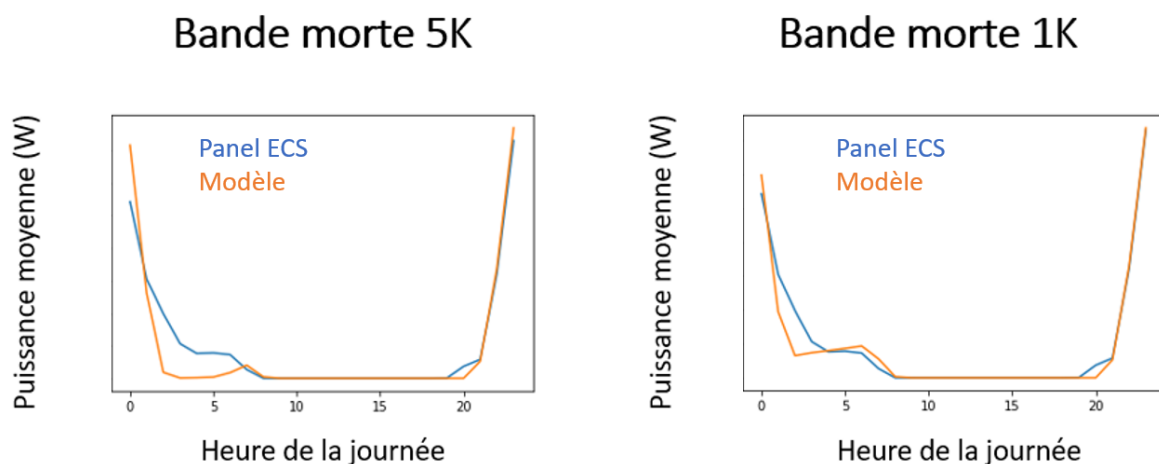


Figure 66 : comparaison de la courbe de charge d'ECS d'un jour d'été, issue du panel ECS et des simulations pour les maisons individuelles ayant des heures creuses nocturnes. La bande morte est fixée à 5K (gauche) ou 1K (droite).

Proportion des ballons non asservi

Dans les courbes de charges issues du panel ECS, le soin a été pris d'écarter les ballons dont le fonctionnement avait lieu hors des plages d'heures creuses. Cependant, une fraction des ménages ayant adopté une tarification en heures creuses n'a pas d'asservissement du ballon fonctionnel, du fait de l'absence de contacteur généralement, ou déroge à l'asservissement (marche forcée).

A l'échelle de l'ensemble du parc, nous faisons le calage de la proportion de ballons non asservis pour obtenir la même proportion de consommation d'énergie en dehors des périodes d'heures creuses que le panel. Nous aboutissons à environ 7 % de ballon non asservi, parmi les ménages ayant des heures creuses.

Résultats pour l'ECS sur les segments du panel après calage

A l'issue du calage, les métriques globales sont calculées sur le panel (Tableau 32) et montrent un calage d'ensemble qui satisfait partiellement les critères à l'échelle des deux segments principaux, les maisons individuelles et les logements collectifs produisant leur ECS avec de l'électricité. Nous notons un biais (NMBE) plus important pour les logements collectifs mais qui reste de l'ordre du critère de calage.

Nous notons que les maisons individuelles présentent une sous-évaluation des consommations, à l'inverse des logements collectifs. Ce biais sur la consommation peut s'expliquer par le fait que nous n'avons pas distingué les types de logement lors du calage des volumes consommés. Ce volume pourrait être plus important en maison individuelle qu'en logement collectif.

Tableau 32 : métriques calculées sur courbes de charge horaires moyennes après calage de l'ECS pour chaque type de logement et par type de tarification. La période considérée est en été. La référence est le panel ECS.

	Logement collectif		Maison individuelle		Critère de calage ⁵⁸
	Ensemble	Tarification heures creuses	Ensemble	Tarification heures creuses	
NMBE	7,0 %	6,5 %	-2,8 %	-4,4 %	< 5 %
CV(RMSE)	21,5 %	34,0 %	14,9 %	15,6 %	< 15 %
R²	0,87	0,88	0,82	0,86	> 0,75

En revanche, les CV(RMSE) ne sont pas satisfaisants (ils passeraient tout juste en prenant le critère horaire à 30 % de l'ASHRAE). Cela s'explique principalement par la difficulté à reproduire la dynamique du pic d'ECS lors des heures creuses (nuit ou après-midi). Comme mentionné précédemment, cela se traduit principalement par une sous-évaluation en fin de période d'heures creuses (Figure 67).

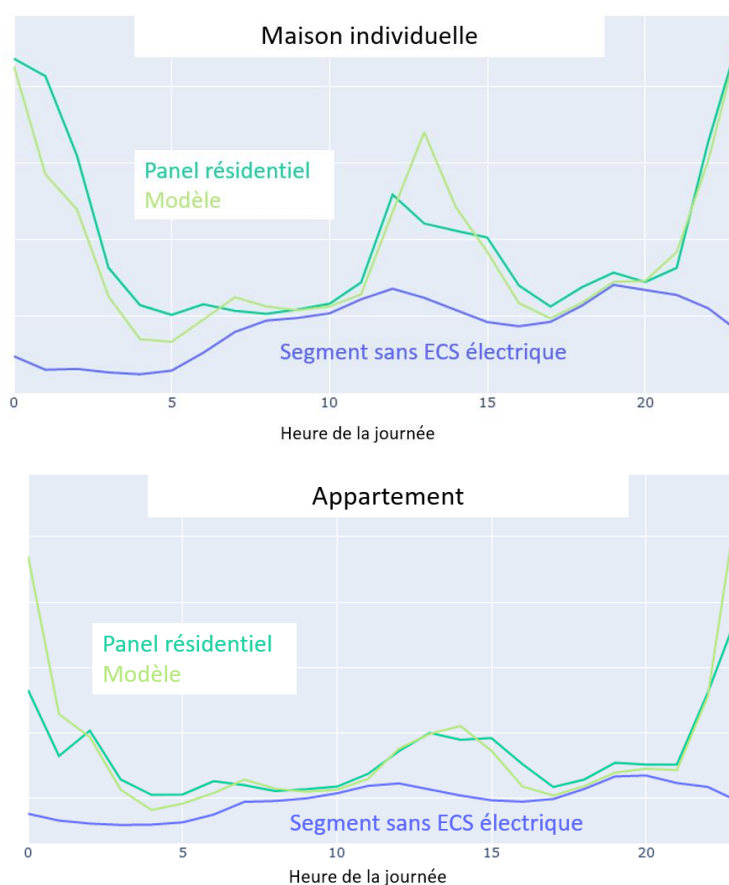


Figure 67 : courbe de charge horaire moyenne (adimensionnée) des logements ayant une production d'ECS électrique asservie aux heures creuses, par type de logement (maison individuelle en haut, logement collectif en haut). La courbe vert foncé est issue du panel. La courbe vert clair est issue du modèle. La courbe bleue est pour un segment sans ECS électrique.

⁵⁸ Le critère mensuel le plus restrictif de l'ASHRAE et IPMVP a été retenu. Bien que les KPI soit calculés au pas de temps horaire, ce sont des valeurs mensuelles qui sont comparées ici.

Résultats sur les consommations historiques d'ECS au niveau agrégé

Comme le résume le Tableau 33, par rapport aux estimations du CEREN, le modèle présente une surévaluation des consommations totales d'ECS électriques, particulièrement concernant les logements collectifs.

Tableau 33 : comparaison des consommations totale d'ECS entre les estimations du CEREN et les résultats des simulations.

	Consommation estimée pour l'année 2016 (TWh, CEREN)	Consommation simulée pour l'année 2016 (TWh)
Logement collectif	6	9
Maison individuelle	18	19
Ensemble	24	28

4.5.3. Résultat pour le chauffage

Nous commençons par commenter les valeurs des paramètres obtenues à la suite du calage. Puis, nous analyserons les résultats agrégés au niveau national. Enfin, nous interpréterons les écarts à l'échelle de chaque segment, selon les différents types de métriques (globale, thermosensibilité et forme de la courbe de charge).

Valeur des paramètres obtenues à l'issue du calage

Les valeurs des paramètres obtenues à l'issue du calage (Tableau 34) sont cohérentes avec l'analyse qui avait été faite préalablement.

Le taux de renouvellement d'air est cohérent avec les estimations existantes, généralement issues de modélisations aérauliques détaillées (Persily et al., 2010) (Jones et al., 2015).

Le facteur solaire est nettement plus faible pour les logements collectifs, souvent dans des environnements urbains denses avec de nombreux masques (Garreau et al., 2021). Il est possible de se poser la question de la dépendance à la saison de ce facteur (le soleil plus haut en été serait alors moins influencé par les masques lointains) qui peut fortement jouer sur les consommations de climatisation s'il est réutilisé tel quel. D'autant plus que ce paramètre peut avoir été « distordu » à cause d'autres variables non considérées dans le calage ou non modélisées.

Tableau 34 : valeurs retenues à l'issue du calage

	Maison individuelle	Logement collectif
Taux de renouvellement d'air	0,3 vol/h	0,3 vol/h
Inertie moyenne du parc	216 kJ/(m ² .K)	
Facteur solaire	0,5	0,1
Proportion des besoins couverts par le bois pour les logements en biénergie bois	25 %	Non concerné
Part des besoins des logements non chauffés principalement à l'électricité couverts par des appoints électriques lors de la vague de froid historique de février 2012	10,8 %	Non concerné

Concernant l'ordre du calage et les interdépendances, nous notons les observations suivantes :

- La valeur moyenne est aisément calée en jouant sur le taux de renouvellement d'air, tant que celui-ci n'atteint pas des valeurs présentant des non-sens physiques.
- Le creux de l'après-midi peut être calé indépendamment avec le facteur solaire, qui agit sur peu d'autres KPI, et peut donc être ramené à une erreur minimale. La valeur minimale de la courbe de chauffage est généralement atteinte dans l'après-midi et suit donc la même logique.
- Le niveau de base de la nuit est généralement correctement calé par la correction faite sur la valeur moyenne.
- Les pics du matin et du soir ne font pas l'objet de calage. Ce sont des périodes transitoires pendant lesquelles plusieurs usages se combinent généralement avec une forte influence des comportements, ce qui explique des erreurs résiduelles parfois plus élevées.

Résultats au niveau national sur les données historiques

Une fois le calage réalisé sur les segments et par usage à climat normal, nous nous assurons de la fiabilité du modèle en comparant la courbe de charge totale calculée (tous usages) à des données historiques, donc à climat réalisé. Nous prenons ici l'exemple des premiers semestres de trois années, dont les températures moyennes sont illustrées à la Figure 68 :

- 2012 qui est marquée par une vague de froid historique début février,
- 2016 qui est assez proche des températures normales,
- 2017 qui est marquée par une vague de froid, de moindre ampleur, en début d'année.

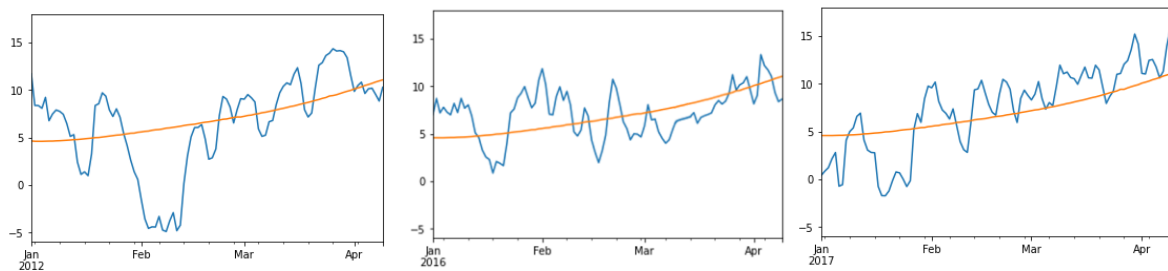


Figure 68 : évolution des températures moyennes journalières du début de l'hiver 2012 (gauche), 2016 (milieu) et 2017 (droite). La courbe orange représente la température normale de 1980-2010.

Comme l'illustrent les figures ci-dessous, le modèle reproduit fidèlement les fluctuations quotidiennes comme les évolutions de plus long terme lors des vagues de froid. La Figure 69 montre la synchrone résidentielle totale lors des 50 premiers jours de 2016. La Figure 70 illustre la décomposition de la synchrone résidentielle à partir de l'ensemble des usages simulés de manière *bottom-up*, pour la même période en 2016 et lors de la vague de froid historique de février 2012.

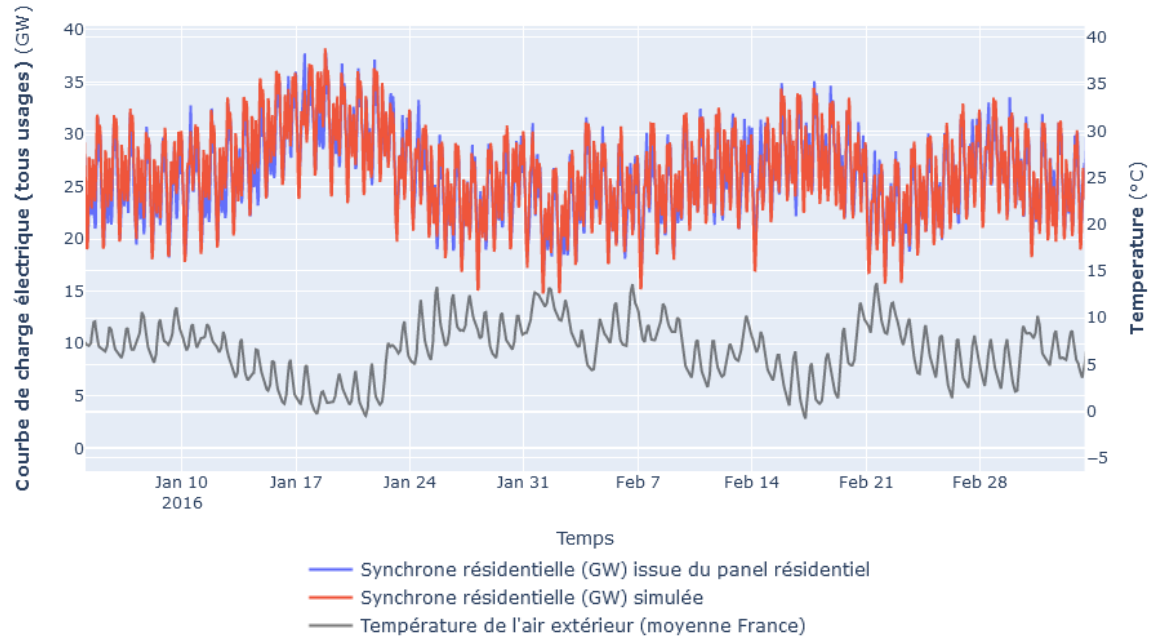


Figure 69 : comparaison de la synchrone horaire estimée (bleu foncée) et simulée (rouge) sur le mois de janvier 2016. La température moyenne de l'air extérieur est indiquée en noir.

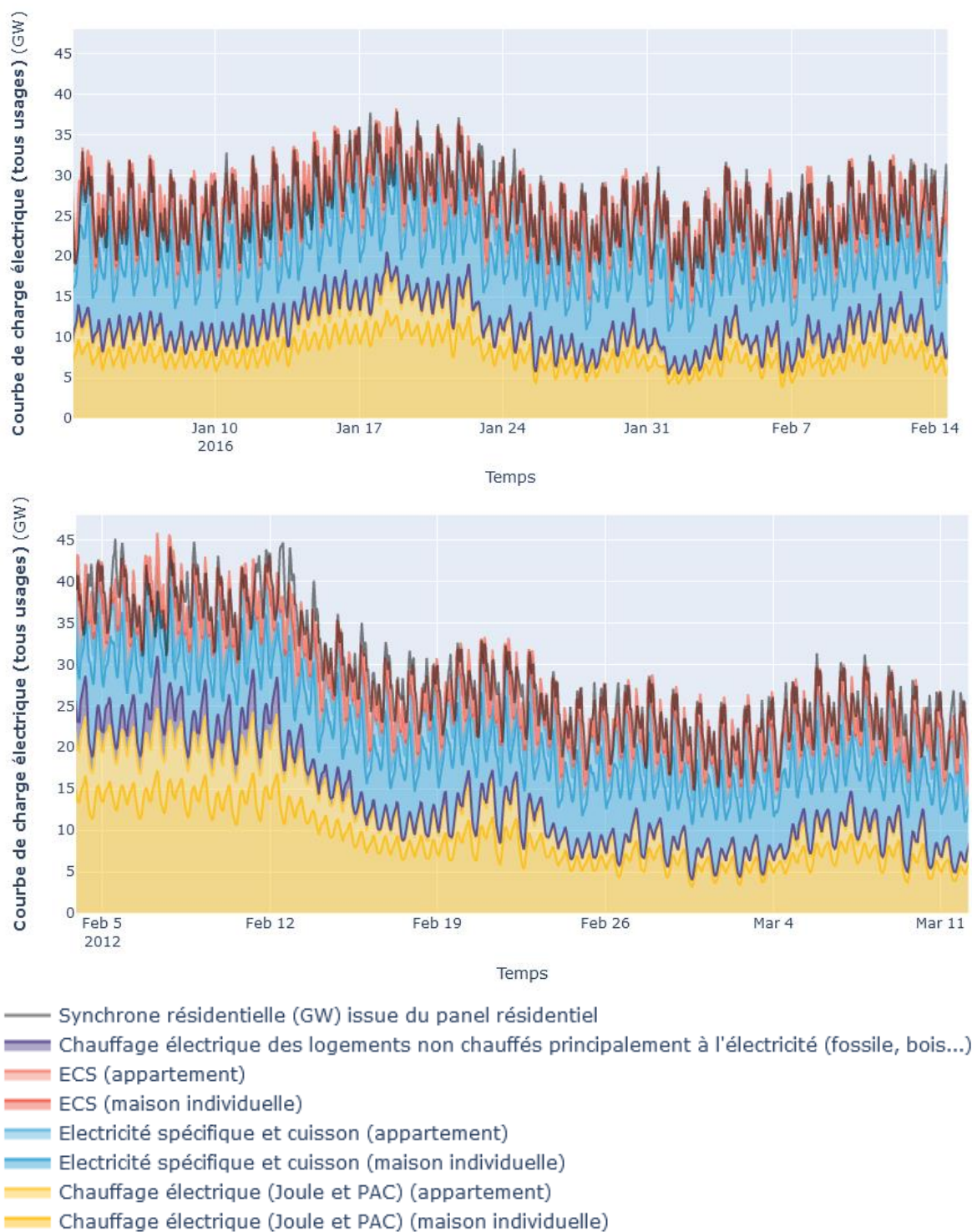


Figure 70 : décomposition issue du calcul bottom-up et explicite de la synchrone résidentielle lors des 50 premiers jours de 2016 (haut) et lors de la vague de froid historique de février 2012 (bas). Le modèle présente des erreurs plus marquées lors des fins de semaines (4-5 et 11-12 février) du fait changements de comportements de chauffage spécifiques aux week-ends et non modélisés ici.

Les figures précédentes permettent d'apprécier la cohérence d'ensemble que confirment les métriques du Tableau 35. Pour chacune des périodes considérées, les erreurs sur les différentes métriques satisfont les critères de calage de l'IPMVP. L'écart interquartile des résidus (écart entre la courbe simulée et estimée) est de 2,5 GW, avec une médiane centrée en 0.

Tableau 35 : métriques calculées sur les courbes de charges horaires lors saisons de chauffages des années de référence du panel

	2012	2016	2017	Critère de calage ⁵⁹
NMBE	3 %	3 %	2 %	< 5 %
CV(RMSE)	9 %	8 %	9 %	< 15 %
R²	0,93	0,86	0,92	> 0,75
1^{er} quartile des résidus	-1,27	-1,18	-1,28	
Médiane des résidus	0,12	0,02	0,00	
3^{ème} quartile des résidus	1,30	1,19	1,24	

La Figure 71 met en évidence plusieurs résultats importants à un niveau agrégé. Le modèle ne semble pas présenter de biais important, les résidus sont centrés autour de 0 et leur valeur moyenne ne présente pas de dépendance à la température de l'air extérieur. En revanche, lors des épisodes de froid intense (par exemple en février 2012) la variabilité des résidus augmente. Le calage ayant été effectué à climat normal, cette augmentation n'est pas surprenante. Nous notons que l'augmentation de la variabilité reste mesurée, le modèle reproduit bien les appels de charge lors des vagues de froid. Ceci valide le travail mis en œuvre pour prendre en compte l'activation des capacités de radiateurs électriques installés, y compris au sein du parc de logements non principalement chauffés à l'électricité.

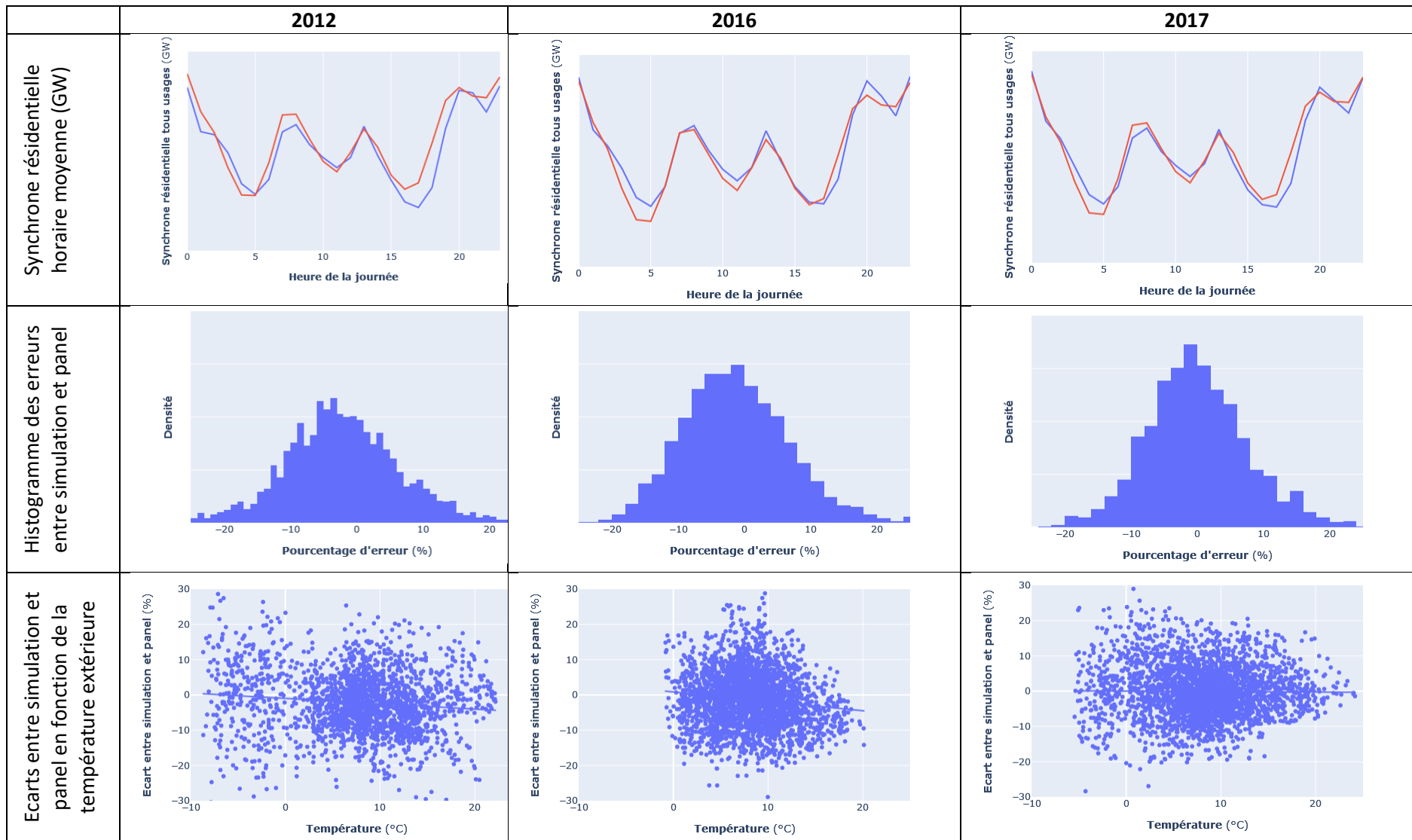
Nous imputons la plus grande variabilité non expliquée par le modèle à des changements comportementaux lors des vagues de froid que nous n'avons pas modélisés (changement des consignes de température, de la présence au domicile, du type d'activités effectuées, etc.).

A l'inverse, lorsque les températures de l'air extérieur sont au-dessus de 15 °C les résidus sont d'amplitude moindre. Cela s'explique par le fait que la part des usages spécifiques prédomine alors, et ces usages sont par construction associés à une plus faible incertitude.

Concernant la forme de la courbe de charge (Figure 71, haut), elle est bien reproduite dans l'ensemble. Les erreurs sur les principaux pics et creux de consommation sont acceptables.

⁵⁹ Le critère mensuel le plus restrictif de l'ASHRAE et IPMVP a été retenu. Bien que les KPI soit calculés au pas de temps horaire, ce sont des valeurs mensuelles qui sont comparées ici.

Figure 71 : courbe de charge moyenne (haut), histogramme des résidus (milieu) et résidus en fonction de la température de l'air extérieur (bas) pour les années 2012, 2016 et 2017.



Vue d'ensemble et précautions sur l'interprétation des valeurs par segment

Nous passons désormais en revue pour chacun des principaux segments d'intérêt les différentes métriques :

- Les métriques globales par segment (Tableau 37)
- Les gradients de thermosensibilité par segment (Tableau 38)
- Les métriques caractérisant la forme de la courbe de charge (Tableau 39)

Il est important d'avoir en tête que la variabilité augmente significativement lorsque le nombre de logements au sein d'un segment diminue. Cette variabilité peut augmenter l'écart entre la courbe de charge moyenne simulée et estimée d'un segment. En effet, la courbe estimée va présenter un foisonnement partiel des aléas comportementaux. Et d'autre part, le segment de logements simulé perd également en représentativité lorsque l'on se restreint à une partie de l'échantillon initial. Ainsi, une fraction de la compensation d'erreurs entre segments a une part aléatoire.

Afin d'illustrer l'erreur que peut faire apparaître une courbe de charge mesurée sur un ensemble trop petit, nous proposons l'expérience suivante. Considérons un groupe de référence qui représente toute la population étudiée (1119 logements). La courbe de charge estimée sur les 1119 logements est la courbe de référence. Nous cherchons à mesurer l'erreur que nous ferions si nous cherchions à estimer cette courbe de charge de référence avec seulement N logements (avec $N < 1119$).

Le Tableau 36 présente l'erreur obtenue en fonction de la taille N de l'échantillon considéré. Par exemple, un groupe de 10 logements pris au hasard présentera en moyenne un biais d'environ 20 % (en valeur absolue) et une variation d'erreur de 36 %. Pour 100 logements, le biais passe à 6 % et la variation d'erreur à 12 %. En dessous de 100 logements, pour un segment il est donc imprudent de comparer la valeur estimée à l'aide du panel avec celle issue des simulations, puisque la fluctuation liée au foisonnement n'est plus négligeable.

Chaque tirage de N logements est reproduit 100 fois pour calculer les valeurs moyennes que nous présentons dans le tableau.

Tableau 36 : valeur moyenne sur 100 tirages du biais (NMBE), de la variation de l'erreur (CVRMSE) et du coefficient de corrélation calculé entre la courbe de charge d'un ensemble de N logements et la courbe de charge foisonnée du groupe complet de 1119 logements.

	Taille des groupes (N)								
	10	25	50	75	100	200	300	500	1000
NMBE	19,4 %	13,3 %	10,5 %	7,0 %	5,9 %	3,9 %	3,3 %	2,2 %	0,7 %
CV(RMSE)	36,3 %	24,5 %	18,2 %	13,6 %	11,6 %	7,6 %	6,1 %	4,1 %	1,4 %
R²	0,4820	0,6618	0,7856	0,8532	0,8919	0,9526	0,9704	0,9867	0,9986

Métriques globales par segment

Dans l'ensemble, les valeurs de biais (NMBE) et de variation de l'erreur (CVRMSE) ont des valeurs qui restent proches des seuils fixés par l'ASHRAE. Seule la valeur du biais reste un peu trop haute.

Il est intéressant de noter qu'il y a déjà une erreur non négligeable sur le segment 1 qui ne compte que de l'électricité spécifique. En effet, bien que le profil d'électricité spécifique et de cuisson soit fondé en partie sur le panel, il s'agit d'un profil moyenné et lissé sur l'année. Le biais (NMBE) est donc très faible (comme attendu) car les valeurs moyennes sont proches mais le coefficient de variation CV(RMSE) est déjà de 11 %, du fait des fluctuations aléatoires autour de la valeur moyenne (Figure 72).



Figure 72 : consommation moyenne journalière du segment 1. Les valeurs issues du panel début mars et début avril sont des valeurs aberrantes.

Les segments 2 et 8 qui comportent une production d'ECS électrique sans chauffage électrique présente un biais de sous-estimation. Un examen de la courbe de charge (Figure 73) met en évidence que ce biais dépend de la température de l'air extérieur. Il s'agit donc vraisemblablement d'une mauvaise définition du périmètre du segment dans le panel, avec une fraction des logements ayant du chauffage électrique. En revanche, le niveau de surconsommation à climat normal liée à l'ECS par rapport aux segments (1, 3, 7) sans ECS ni chauffage électrique est cohérent.



Figure 73 : consommation moyenne journalière estimée et simulée des logements chauffés sans électricité avec une production d'ECS électrique

Les segments ayant du chauffage et de la production d'ECS électrique (3, 6, 9) présentent dans leur ensemble un biais et un coefficient de variation faibles. Nous notons toutefois une compensation d'erreur entre une légère surévaluation de la consommation des logements collectifs et une sous-estimation de la consommation des maisons individuelles.

Tableau 37 : principales métriques globales pour chacun des segments, calculées sur la courbe de charge horaire des 5 premiers mois de 2012. Une NMBE négative signifie que les simulations sous évaluent la consommation moyenne par rapport au panel.

Segment					Métriques globales		
N°	Type	Chauffage	ECS	Autre	NMBE	CV(RMSE)	R ²
1	-	non elec	non elec	-	-0,06	0,12	0,88
2	-	non elec	elec	-	-0,20	0,32	0,57
3	-	elec	elec	-	-0,04	0,15	0,93
4	LC	non elec	non elec	-	0,01	0,10	0,89
5	LC	non elec	elec	-	0,08	0,24	0,56
6	LC	elec	elec	-	0,09	0,18	0,89
7	MI	non elec	non elec	-	-0,04	0,13	0,85
8	MI	non elec	elec	-	-0,25	0,36	0,57
9	MI	elec	elec	-	-0,08	0,18	0,92
Par spécificité de chauffage (PRE : plancher rayonnant électrique, PAC : pompe à chaleur)							
10	MI	elec	elec	Bois	-0,10	0,22	0,87
11	MI	elec	elec	Sans bois	-0,07	0,15	0,94
12	MI	elec	elec	PRE	0,10	0,23	0,77
13	MI	elec	elec	PAC	-0,18	0,24	0,89
14	MI	elec	-	-	-0,10	0,19	0,93
Par période de construction							
15	MI	elec	elec	Post 98	-0,02	0,14	0,90
16	MI	elec	elec	89-98	-0,09	0,17	0,92
17	MI	elec	elec	75-89	-0,09	0,20	0,92
18	MI	elec	elec	Avant 75	-0,16	0,25	0,93
19	LC	elec	elec	Post 98	-0,14	0,31	0,87
20	LC	elec	elec	89-98	-0,16	0,30	0,86
21	LC	elec	elec	75-89	0,21	0,28	0,87
22	LC	elec	elec	Avant 75	0,15	0,22	0,90
Par zone climatique							
23	MI	elec	elec	H1	-0,10	0,22	0,92
24	MI	elec	elec	H2	-0,13	0,21	0,92
25	MI	elec	elec	H3	-0,22	0,30	0,90
		Valeur médiane (De la valeur absolue)			0,10	0,22	0,89
		Critère de calage au pas de temps horaire :					
			ASHRAE		< 0,10	< 0,30	> 0,75
			IPMVP		< 0,05	< 0,20	> 0,75

Gradients de thermosensibilité par segment

Nous cherchons à présent à évaluer la thermosensibilité de chacun des principaux segments du parc de logements. Lors de la période de chauffage, nous pouvons faire l'approximation d'un gradient linéaire et réduire la thermosensibilité à deux indicateurs (cf. Figure 74) : la puissance appelée à 0°C (W) et la pente du gradient (W/K).

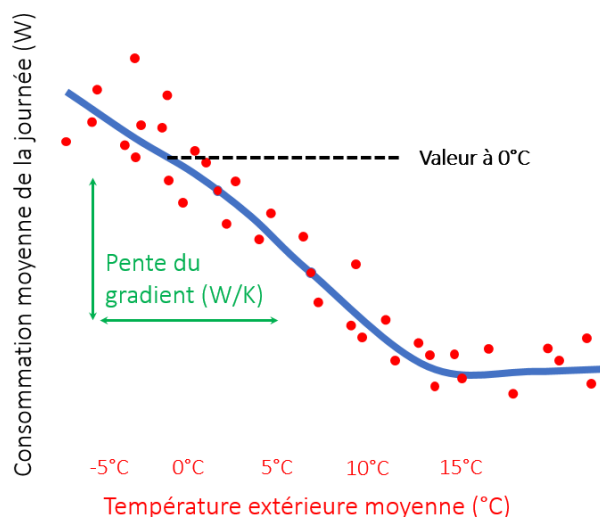


Figure 74 : gradient de thermosensibilité lors de la période de chauffage (illustration)

Nous présentons au Tableau 38 les principales caractéristiques de chaque segment, le ratio des valeurs des deux métriques calculées pour la courbe du segment simulée et la courbe issue du panel. Les valeurs de référence de ces deux métriques sont aussi présentées. Un ratio proche de 1 signifie que les simulations et le panel donnent des valeurs identiques. Un ratio supérieur (respectivement inférieur) à 1 signifie que les simulations surestiment (respectivement sous-estiment) la valeur par rapport au panel.

Avant d'analyser les résultats en détail, il est important d'avoir en tête que certains segments présentent un gradient avec une faible pente du fait de l'absence partielle ou totale d'usage thermique électrique thermosensible. Cela présente deux effets sur les métriques :

- Une valeur de pente faible fait qu'un faible écart de pente entre simulations et panel peut donner de grand ratio d'écarts.
- Le coefficient de détermination linéaire de Pearson (R^2) d'un nuage de point qui présente un faible gradient est moins bon, ce qui induit une variabilité supplémentaire sur la valeur de la pente.

Pour ces raisons, il importe d'interpréter avec prudence les valeurs des ratios lorsque la pente du gradient est faible.

Lorsque nous prenons la synchrone résidentielle tous usages dans son ensemble, l'erreur est de +3 % pour la pente du gradient et de -1 % pour la puissance appelée à 0°C.

Lorsque nous regardons les résultats pour chaque segment, en précisant entre parenthèses le numéro du segment associé dans le Tableau 38 :

- Les segments ne présentant aucun usage thermique électrique (1, 4 et 7) présentent peu d'erreur sur la puissance appelée à 0°C. L'erreur sur le gradient est particulièrement marquée pour les logements collectifs, ce qui s'explique simplement par le fait que le gradient est quasiment nul.
- Les segments présentant uniquement de l'ECS électrique sont ceux qui présentent le plus d'erreur. Notamment, les simulations sous-estiment la pente du gradient. Pour les logements collectifs avec ECS électrique (segment 5), la puissance appelée à 0°C ne présente pas d'erreur. En revanche pour les maisons individuelles (segment 8) l'erreur est à la fois sur le gradient et la puissance. Comme mentionné précédemment nous faisons l'hypothèse que le segment 8 du panel présente une proportion plus élevée que la moyenne d'appoint électrique, ce qui explique un tel écart.

- Les segments ayant chauffage et ECS électrique présentent dans l'ensemble un faible écart pour les deux métriques.
- Nous pouvons noter que dans l'ensemble, et quels que soient les usages thermiques électrifiés, les logements collectifs (4, 5, 6) présentent une légère surévaluation de la puissance appelée à 0°C, tandis que la puissance est sous-évaluée pour les maisons individuelles (7, 8, 9).

Tableau 38 : métriques caractérisant la thermosensibilité des segments du parc de logements

Description du segment					Thermosensibilité	
					Ecart entre simulation et panel	
	Type	Chauffage	ECS	Autre	Ratio sur la puissance à 0°C	Ratio sur la pente
1	-	non elec	non elec	-	0,97	0,91
2	-	non elec	elec	-	0,75	0,41
3	-	elec	elec	-	0,93	0,79
4	LC	non elec	non elec	-	0,99	0,45
5	LC	non elec	elec	-	0,99	0,43
6	LC	elec	elec	-	1,04	0,88
7	MI	non elec	non elec	-	1,00	1,06
8	MI	non elec	elec	-	0,72	0,41
9	MI	elec	elec	-	0,90	0,77
Par spécificité de chauffage (PRE : plancher rayonnant électrique, PAC : pompe à chaleur)						
10	MI	elec	elec	Bois	0,88	0,72
11	MI	elec	elec	Sans bois	0,92	0,81
12	MI	elec	elec	PRE	1,11	0,99
13	MI	elec	elec	PAC	0,89	0,93
14	MI	elec	-	-	0,88	0,75
Par période de construction						
15	MI	elec	elec	Post 98	0,99	0,89
16	MI	elec	elec	89-98	0,93	0,85
17	MI	elec	elec	75-89	0,88	0,74
18	MI	elec	elec	Avant 75	0,82	0,68
19	LC	elec	elec	Post 98	0,84	0,74
20	LC	elec	elec	89-98	0,83	0,74
21	LC	elec	elec	75-89	1,27	1,20
22	LC	elec	elec	Avant 75	1,09	0,88
Par zone climatique						
23	MI	elec	elec	H1	0,86	0,68
24	MI	elec	elec	H2	0,87	0,77
25	MI	elec	elec	H3	0,86	0,87

Forme de la courbe de charge par segment

Nous définissons le **coefficient de déformation horaire** de la courbe de charge pour l'heure H d'un jour J comme le ratio entre la valeur simulée et estimée des KPI horaires normalisés par la valeur moyenne.

$$\text{coefficient de déformation } (H,J) = \frac{\frac{\text{valeur simulée à l'heure } H}{\text{valeur simulée moyenne du jour}}}{\frac{\text{valeur du panel à l'heure } H}{\text{valeur moyenne du panel}}}$$

Un coefficient de déformation est calculé pour chaque heure et chaque jour de la période d'intérêt. Nous prenons ensuite la valeur médiane pour chaque segment et chaque heure de la journée. Nous regroupons dans le Tableau 39 les valeurs par plage horaire de quelques heures pour rendre l'ensemble plus lisible.

Un coefficient de déformation de 1 signifie que la valeur de la puissance normalisée à une heure donnée est identique entre la simulation et le panel. Un coefficient inférieur (respectivement supérieur) à 1 signifie que la simulation sous-estime (respectivement surestime) la valeur.

Le coefficient de déformation n'intégrant que les valeurs normalisées par la moyenne, il ne quantifie que l'erreur sur la forme de la courbe de charge. Par exemple, des courbes simulées et estimées séparées d'un écart constant auront un coefficient de déformation égal à 1.

En moyenne, il n'y a pas d'écart notable sur la forme comme le montre la Figure 75, dans l'ensemble les coefficients de déformation sont centrés sur 1 avec un premier décile à 0,89 et neuvième décile à 1,14.

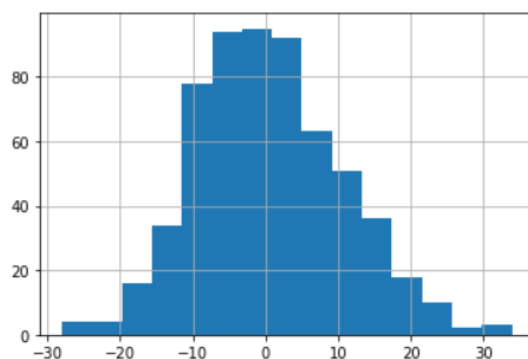


Figure 75 : distribution des pourcentages d'erreur des coefficients de déformation (écart du coefficient de déformation à 1)

Le Tableau 39 permet d'apprécier les hétérogénéités qui persistent dans le modèle, en fonction des plages horaires et des segments. Nous pouvons noter :

- Le segment ne comportant que de l'électricité spécifique ne présente d'écart notable que sur la pointe du soir et le creux de la nuit. Un tel écart n'est imputable qu'à la méthode de lissage du profil d'électricité spécifique que nous avons pris en entrée du modèle.
- Pour les segments ne présentant que de l'ECS électrique (2, 5, 8) l'erreur est principalement concentrée sur les heures creuses où fonctionne l'ECS. L'explication d'un tel écart a été proposée dans la sous-section précédente (4.5.2). Il pourrait également s'agir d'heures creuses méridiennes non identifiées.
- Pour les segments ayant du chauffage électrique, nous constatons que les logements collectifs (6) présentent une valeur légèrement trop basse en soirée. A l'inverse, pour les maisons individuelles ayant du chauffage électrique (9) le coefficient de déformation est trop élevé en l'après-midi et en soirée.

Tableau 39 : coefficient de déformation de la courbe de charge par segment, pour la période de janvier à avril 2016

Description du segment					Valeur moyenne du coefficient de déformation sur la plage horaire						Moyenne du segment
N°	Type	Chauffage	ECS	Autre	1h-6h	7h-10h	11h-14h	15h-18h	19h-21h	22h-1h	
1	-	non elec	non elec	-	0,92	1,00	1,01	1,02	1,06	0,98	0,99
2	-	non elec	elec	-	0,91	1,03	1,00	0,97	1,04	1,10	0,99
3	-	elec	elec	-	0,93	1,01	0,93	0,99	1,07	1,12	1,00
4	LC	non elec	non elec	-	0,92	0,99	1,03	1,03	1,05	0,97	0,99
5	LC	non elec	elec	-	1,14	1,06	0,92	0,91	0,95	1,06	1,02
6	LC	elec	elec	-	1,10	1,00	0,92	0,93	0,92	1,09	1,00
7	MI	non elec	non elec	-	0,94	1,01	1,01	1,01	1,05	0,98	0,99
8	MI	non elec	elec	-	0,89	1,03	1,01	0,98	1,06	1,09	0,99
9	MI	elec	elec	-	0,90	1,02	0,94	1,02	1,13	1,12	1,00
Par spécificité de chauffage (PRE : plancher rayonnant électrique, PAC : pompe à chaleur)											
10	MI	elec	elec	Bois	0,87	0,97	0,96	1,06	1,15	1,16	1,00
11	MI	elec	elec	Sans bois	0,92	1,04	0,92	1,02	1,13	1,08	1,00
12	MI	elec	elec	PRE	0,78	1,06	0,99	1,08	1,24	1,20	1,02
13	MI	elec	elec	PAC	0,97	1,06	1,01	1,00	1,12	1,05	1,03
14	MI	elec	-	-	0,90	1,02	0,93	1,03	1,14	1,10	1,00
Par période de construction											
15	MI	elec	elec	Post 98	0,92	0,97	0,96	1,00	1,16	1,11	1,00
16	MI	elec	elec	89-98	0,87	1,05	0,92	1,10	1,18	1,10	1,01
17	MI	elec	elec	75-89	0,92	0,99	0,93	1,03	1,13	1,11	1,00
18	MI	elec	elec	Avant 75	0,90	1,07	0,96	1,01	1,10	1,10	1,01
19	LC	elec	elec	Post 98	1,14	1,19	1,02	0,86	0,94	0,93	1,03
20	LC	elec	elec	89-98	1,10	0,91	0,88	0,98	0,99	1,12	1,00
21	LC	elec	elec	75-89	1,16	1,09	0,94	0,94	0,93	0,93	1,02
22	LC	elec	elec	Avant 75	1,09	0,96	0,88	0,94	0,95	1,21	1,01
Par zone climatique											
23	MI	elec	elec	H1	0,88	1,05	0,95	1,06	1,13	1,08	1,00
24	MI	elec	elec	H2	0,93	1,00	0,92	1,01	1,13	1,12	1,00
25	MI	elec	elec	H3	0,90	1,08	0,95	0,90	1,17	1,14	1,00
Moyenne horaire					0,96	1,03	0,96	0,99	1,08	1,08	1,00

Comparaison avec d'autres sources sur la consommation annuelle

Dans l'ensemble, la consommation annuelle liée au chauffage électrique est correctement estimée en comparaison aux données du RTE (41 TWh contre 44 TWh sur l'année 2016, soit 7 % d'écart à climat normal).

4.6. Limites du modèle obtenu

Sur l'approche

L'approche de calage manuel pourrait être enrichie pour correspondre aux méthodes automatiques décrites à l'état de l'art. Les efforts devraient se concentrer surtout sur les propriétés de l'enveloppe pour lesquelles des incertitudes relativement importantes demeurent. Une calibration bayésienne pourrait par exemple être mise en œuvre. Notamment, en exploitant plus les informations de températures de l'air intérieur.

Un travail supplémentaire serait également à mener sur les segments (par exemple des segments avec des types de gestion proches et de périodes de construction similaires, dans des zones climatiques identiques). Le type de logement est pris comme un proxy du nombre d'occupants mais il serait précieux d'avoir une segmentation supplémentaire selon le nombre de personnes, notamment pour le calage de l'ECS. Pour toutes ces analyses, un traitement rigoureux du niveau d'incertitude sur les segments serait à mettre en œuvre.

Sur les résultats obtenus / le modèle

Les comportements de gestion décrits actuellement dans l'outil sont ceux d'une journée « normale ». Les écarts entre simulation et estimation sont donc plus prononcés (cf. Figure 76) le week-end, notamment sur la relance du chauffage le matin qui a lieu plus tard (en raison d'un réveil plus tardif) et pendant les jours de vacances et jours fériés. Les fluctuations aléatoires ne peuvent être représentées, le modèle étant déterministe.

La part des besoins couverts par du chauffage électrique pour les logements non principalement chauffés à l'électricité nécessiterait une compréhension plus fine que l'heuristique *ad hoc* que nous avons proposée. Il serait pour cela nécessaire d'avoir par exemple un modèle d'agents à l'échelle de chaque ménage qui décrive l'activation de ces chauffages électriques, ce qui nécessiterait cependant un paramétrage adapté.

Nous avons autant que possible évité de modéliser des équipements multiples au sein de logements. Dans les cas où plusieurs énergies ou équipements sont utilisés, un zonage plus fin du modèle pourrait être pertinent.

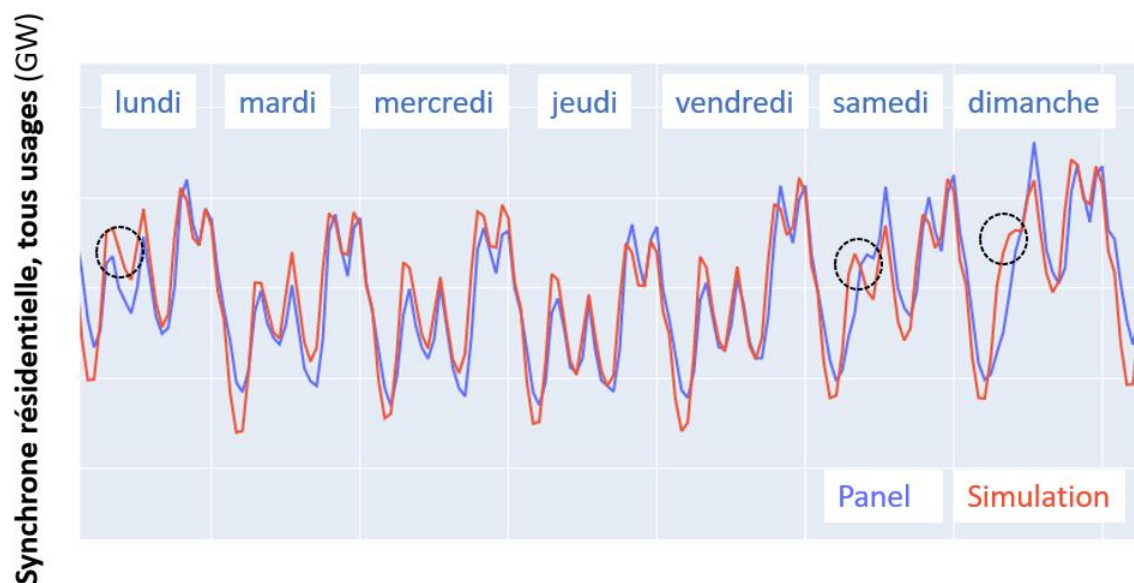


Figure 76 : comparaison de la synchrone résidentielle électrique (tous usages) estimée (bleu foncée) et simulée (bleu clair) sur une semaine du mois de janvier 2016

Le calage est réalisé pour l'ensemble des logements utilisant l'électricité comme énergie principale pour leurs usages thermiques, il est important de garder en tête qu'une incertitude supplémentaire existe pour les bâtiments « non calés » qui constituent le reste du parc. Les scénarios prévoyant une électrification des usages thermiques, ces bâtiments contribueront par la suite à la courbe de charge électrique. Nous n'avons pas eu accès à des données de télérelève de gaz ou de réseaux de chaleur, mais de telles données seraient précieuses pour s'assurer du bon calage du modèle sur l'ensemble du parc.

Par ailleurs, l'ensemble des sources de données (pour le paramétrage du parc ou la validation des courbes de charges obtenues) s'étalent des années 2010 à 2019. Un effort supplémentaire sur la mise en cohérence sera à faire notamment sur nombre de logements, les taux de PAC, l'isolation croissante du parc avec la construction neuve et la rénovation, etc.

Enfin, les PAC formaient encore une fraction non significative dans les panels auxquels nous avons eu accès. Il serait précieux de pouvoir valider sur des données mesurées les courbes de charges du parc de logements chauffés avec des PAC ou produisant leur ECS avec des PAC double service ou des CET.

Chapitre 5

Scénariser les évolutions du parc :
conséquences sur la courbe de charge

5. Scénariser les évolutions du parc : conséquences sur la courbe de charge

L'objet de ce chapitre est d'analyser les composantes des scénarios que nous évaluerons dans le chapitre suivant. Cette analyse passe par 3 étapes :

- L'analyse des tendances passées et des phénomènes émergents pour les principales variables déterminant la consommation d'énergie du parc de logements.
- La proposition d'un modèle pour la projection des variables décrivant le parc de logements sur les décennies à venir, au niveau de résolution requis par le modèle énergétique.
- Une analyse de sensibilité des principales composantes des scénarios, qui vise à quantifier l'influence sur la courbe de charge de chacune des modalités possibles.

5.1. Analyses des tendances passées – émergences

Nous avons développé au chapitre 3 les caractéristiques de l'état actuel du parc de logements et de systèmes de chauffage et de production d'ECS. Ces informations sont issues d'enquêtes statistiques et de jeux de données établis sur les dix dernières années. Sur cette base, nous disposons d'une image de l'état initial du parc que nous cherchons à projeter sur les prochaines décennies.

Nous cherchons à présent à passer en revue les tendances des dernières décennies. Elles permettront d'appuyer les hypothèses faites sur les évolutions futures, qu'elles soient conformes aux tendances passées (« scénario tendanciel ») ou en rupture. Nous reprenons les catégories de paramètres décrivant le parc de logements pour analyser les tendances de chacune.

5.1.1. Environnement

Caractéristiques structurelles

La structure du parc de logements est définie par les facteurs suivants :

- La démographie : le nombre de personnes en France métropolitaine par tranche d'âge a évolué lors des dernières décennies et cette évolution va se poursuivre avec le vieillissement progressif de la population (cf. Tableau 40).
- La proportion de la population hors ménage, qui désigne la fraction de la population qui vit dans des structures qui ne sont pas comptées comme des ménages. D'après l'Insee « *les personnes vivant dans des habitations mobiles, les bateliers, les sans-abris, et les personnes vivant en communauté (foyers de travailleurs, maisons de retraite, résidences universitaires, maisons de détention, etc.) sont considérées comme vivant hors ménage* » (Insee, 2023). La proportion de la population hors ménage est particulièrement importante pour les personnes jeunes faisant des études et les personnes âgées. La proportion de personnes hors ménage s'accroît avec l'âge : 1 % de 60 à 70 ans, 2 % à 3 % entre 70 et 80 ans, 6 % à 13 % de 80 à 90 ans, et jusqu'à 40 % au-delà de 90 ans (source Insee).
- La taille des ménages, qui est le nombre d'occupant.es d'un logement constituant un ménage. Nous rappelons que nous considérons l'équivalence entre nombre de résidences principales et nombre de ménages, suivant la définition de l'Insee (Insee, 2023). Au cours des 50 dernières années, la taille des ménages a fortement diminué (Tableau 41) sous l'effet :
 - De l'évolution démographique française : le nombre moyen d'enfants par famille a diminué et l'augmentation de l'espérance de vie accroît le nombre de personnes vivant seules.

- De l'évolution des structures familiales et des modes de vies : les familles monoparentales, les couples sans enfant et les personnes vivant seules sont plus nombreuses.

Tableau 40 : Démographie française de 1946 à 2020 par tranche d'âge, et projection selon le scénario médian de l'Insee. Source Insee.

<i>Au 1^{er} janvier</i>	Population en millions	Moins de 20 ans (%)	20 ans à 59 ans (%)	60 ans ou plus (%)
1946	40,1	29,5	54,5	16
1950	41,6	30,1	53,6	16,2
1960	45,5	32,3	51	16,7
1970	50,5	33,1	48,8	18
1980	53,7	30,6	52,4	17
1990	56,6	27,8	53,2	19
2000	58,9	25,6	53,8	20,6
2010	62,8	24,5	52,6	22,8
2015	64,3	24,3	50,8	24,8
2020	64,9	23,7	49,4	26,9
2025	69,1	23,7	48,3	28
2030	70,3	23	47,4	29,6
2035	71,4	22,4	46,5	31,1
2040	72,5	22,2	46,1	31,7
2050	74	22,3	44,9	32,8
2060	75,2	21,7	44,9	33,4
2070	76,4	21,3	44,2	34,5

Tableau 41 : Evolution de la taille des ménages de 1968 à 2019. Nombre moyen d'occupant.es par résidence principale. Source Insee.

Année	1968	1975	1982	1990	1999	2008	2013	2019
Nombre moyen d'occupant.es	3,08	2,90	2,72	2,59	2,42	2,29	2,25	2,19

Entrées et sortie du parc de résidences principales

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons uniquement au parc de résidences principales. En effet, ce sont elles qui concentrent la majorité des consommations énergétiques (97 %, source CEREN) bien qu'elles ne représentent que 82 % du parc de logements.

Le nombre de résidences principales est gouverné par 3 facteurs :

- La construction neuve dont le volume (entre 338 à 493 milliers de logements par an de 2000 à 2022 d'après le SDES) explique l'accroissement du parc sur les 50 dernières années (Figure 77).
- La destruction de logements existants. Les raisons d'une destruction peuvent être la vétusté ou l'obsolescence du bâtiment, mais aussi des raisons économiques ou liées aux politiques de renouvellement des logements. (Osso et al., 2011) ont notamment montré que les logements détruits n'étaient pas nécessairement les moins performants d'un point de vue énergétique.
- Les changements d'usage des logements. Une résidence principale peut devenir vacante, une résidence secondaire devenir principale, etc. Plus largement, des locaux à usage tertiaire peuvent être transformés en locaux à usage d'habitation, et réciproquement. Des changements d'usage peuvent aussi scinder un logement en plusieurs.
- La scission-fusion de logements existants, qui explique que le nombre de logements d'une tranche d'âge ancienne peut augmenter (plus de scissions que de démolitions et fusions).

Le solde d'une année ou d'une période N étant défini comme :

$$\text{solde}(N) = \text{effectif}(N) - \text{effectif}(N - 1)$$

Cette fluctuation peut se décomposer entre les flux du parc neuf (construit pendant la période N) et du parc ancien (construit antérieurement à la période N) :

$$\text{solde}(N) = \text{flux neuf}(N) + \text{flux ancien}(N)$$

Si le nombre de constructions neuves est bien documenté, la distinction entre le nombre de logements détruits et les changements d'usage des logements anciens est plus difficile à reconstituer sur le temps long⁶⁰. Nous définissons donc un taux de sortie qui inclut les destructions et les changements d'usage. Le taux de sortie peut être positif lors de périodes où ces derniers sont en faveur d'un accroissement du nombre de résidences principales (changement d'usage du tertiaire vers le résidentiel, diminution du nombre de logements vacants, etc.). La Figure 78 montre que le taux de sortie des résidences principales est majoritairement négatif, à l'exception d'une période autour des années 2000.

$$\text{flux ancien}(N) = \text{entrée}(N) - \text{sortie}(N) - \text{démolition}(N)$$

$$\text{taux sortie}(N) = \frac{\text{flux ancien}(N)}{\text{effectif}(N)}$$

⁶⁰ Une exploitation approfondie de la Base des permis de construire et autres autorisations d'urbanisme (Sitadel), que nous n'avons pas menée, devrait permettre d'évaluer plus finement les changements d'usage et la destruction effective de logements.

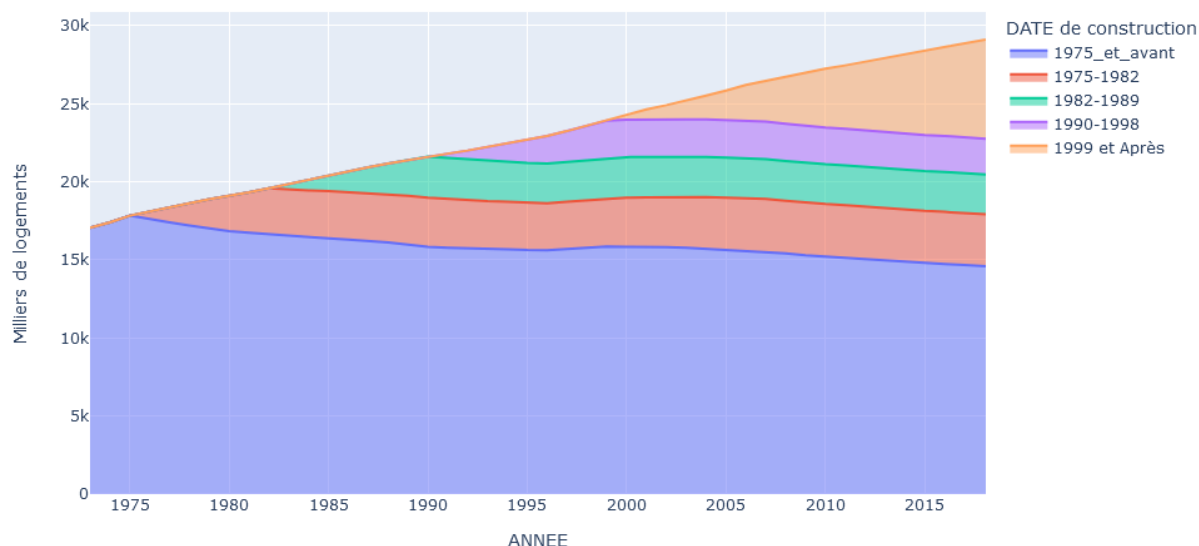


Figure 77 : évolution des effectifs du parc de résidences principales de 1973 à 2018, en fonction de la période de construction. Source CEREN.

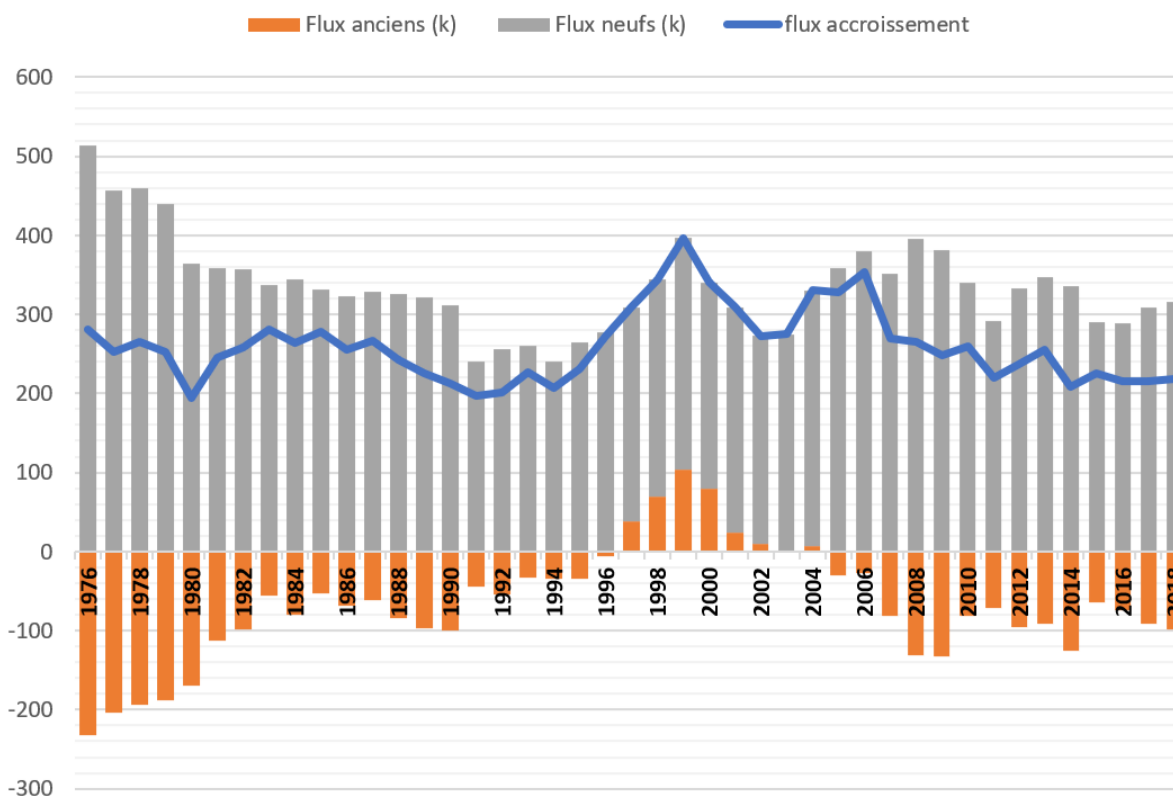


Figure 78 : flux de logements anciens, de logements neufs et flux d'accroissement pour le parc de résidences principales. Source CEREN.

Une explication des déterminants du taux de sortie des logements existants dépasse le cadre de notre étude, sa modélisation impliquerait de prendre en compte de nombreuses variables socio-économiques. Nous retenons seulement deux variables pour décrire l'évolution du parc de résidences principales :

- Le taux de construction neuve (exprimé par rapport à une année de référence). Cette variable est à même de décrire si le contexte futur favorise un volume de construction neuve important.
- Le taux de sortie des résidences principales. Cette variable permet de quantifier à quel point les phénomènes suivants se combinent :
 - Un taux de sortie élevé : si la destruction de logements anciens est marquée, avec peu de changements d'usage en faveur des résidences principales.
 - Un taux de sortie faible (voire positif) : si la destruction de logements anciens est faible, avec des changements d'usage en faveur des résidences principales (diminution des logements vacants et des résidences secondaires, transformation de locaux tertiaires en logements, etc.).

Contexte politique

À partir du premier choc pétrolier, les réglementations thermiques successives imposent des standards de plus en plus exigeants pour la construction dans les logements neufs (RT 1974, 1982, 1989, 2000, 2005, 2012 et la réglementation environnementale 2020) et la rénovation des logements existants (RTex 2007 et 2017). Cette tendance est bien visible dans les diagnostics de performance énergétique par période de construction, comme nous l'avons montré (3.3.4).

Plus récemment, les politiques de rénovation des logements incitent les ménages à plus d'efficacité énergétique et à l'usage d'énergies renouvelables. Ces incitations se font par le biais de divers mécanismes (taxe carbone, crédit d'impôt pour la transition énergétique (CITE), certificats d'économies d'énergie (CEE), éco-prêt à taux zéro (EPTZ), TVA à taux réduit). Pour une revue détaillée du fonctionnement de ces mécanismes et de leurs effets à long terme, nous renvoyons aux travaux de (Giraudet et al., 2020).

En outre, des interdictions ont également été mises en place pour limiter l'utilisation de modes de chauffage utilisant des énergies fossiles. Depuis 2020, l'installation de nouvelles chaudières individuelles fonctionnant au fioul est rendue impossible dans les logements neufs. De plus, les seuils d'émissions de GES de la RE 2020 rendent impossible *de facto* l'installation de chaudières individuelles au gaz dans les maisons individuelles neuves. Dans les immeubles collectifs, les seuils permettront l'installation de chaudières à combustible fossile pour le chauffage seul ou la production d'ECS seule, mais pas les deux usages simultanément.

Climat

L'évolution du climat en France se traduit depuis plusieurs décennies par une augmentation des températures moyennes. Les étés deviennent plus chauds, avec des vagues de chaleurs plus intenses et plus longues (Lorenz et al., 2019). La rigueur des hivers diminue (cf. Figure 79), avec des périodes de froid plus intermittentes. Les vagues de froid sont de moins en moins froides avec un réchauffement médian de +0,49°C par décennie en Europe (Lorenz et al., 2019). Les vagues de froid se réchauffent plus vite que le climat moyen en hiver (Lorenz et al., 2019). Ces évolutions sont appelées à s'amplifier en fonction des scénarios d'émissions de GES.

Bien que nous ne le modélisons pas explicitement, les îlots de chaleurs urbains (ICU) qui jouent un rôle important en été dans les grandes villes pourront également être amenés à évoluer. Les principaux facteurs amenés à changer sont :

- Les émissions de chaleur anthropiques (transport, usages thermiques, etc.) qui contribuent à l'ICU.
- Le taux de végétalisation des villes, qui peut limiter l'ICU, surtout en été.

- L'aménagement des villes peut aussi contribuer à diminuer l'accumulation de chaleur, en particulier en jouant sur le type de matériaux utilisés (matériaux réfléchissant en toiture, revêtements urbains avec des albédos plus faibles, etc.).

$$\text{indice de rigueur} = \frac{DJU}{DJU \text{ de la période de référence}}$$

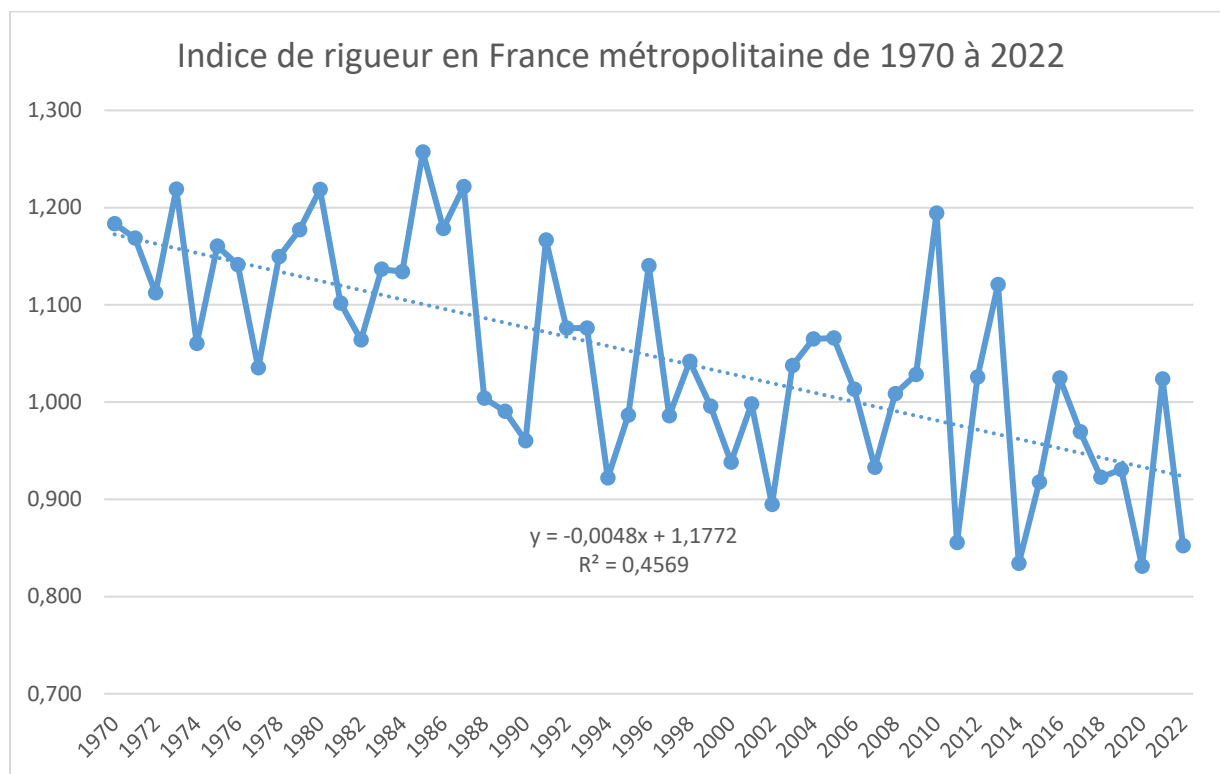


Figure 79 : évolution de l'indice de rigueur hivernal en France métropolitaine de 1972 à 2022. Source : Calcul SDES d'après les données Insee et Météo France, période de référence 1990-2020 (1923 degrés-jours unifiés (DJU) de chauffage)

5.1.2. Ménages

Au cours des décennies passées, le nombre de ménages propriétaires occupants a fortement augmenté, il atteint 58 % en 2015 contre 44 % en 1968. D'après (Dejoux et al., 2019) ce changement structurel est intimement lié à la construction de maisons individuelles et à la transformation des mécanismes d'aides au logement dans les années 1970 (financement de l'accès à la propriété par l'Etat, les promoteurs et les banques).

Cela se traduit par le fait que les propriétaires sont bien plus nombreux (80 %) en maisons individuelles qu'au sein des logements collectifs (25 %). Nous notons dans les travaux de (Dejoux et al., 2019) qu'il y a une proportion de propriétaires plus faible de presque 10 points dans les logements des Trente Glorieuses, ce qui fait écho avec le niveau de performance thermique globalement plus faible sur ce segment observé au 3.3.4.

5.1.3. Bâti

Depuis 1970, et pour les décennies à venir, les principaux changements affectant le bâti des logements concernent :

- La taille et le type des logements.
- La performance énergétique des logements neufs, que nous avons déjà évoquée dans une section précédente.
- La rénovation thermique des logements existants.

Taille des logements

Depuis les années 70, nous pouvons noter un accroissement notable de la surface habitable des logements, de 75 à 90 m² en moyenne (Figure 80). Dans le même temps, la taille des ménages diminue. Cette augmentation est surtout portée par les maisons individuelles, dont la surface moyenne passe de 85 à plus de 110 m².

La surface moyenne des logements collectifs fluctue sur la période, mais s'établit à la baisse sur les dernières années (63 m² en moyenne). Cette décroissance, couplée à la stagnation de la surface moyenne des maisons individuelles, explique la légère décroissance de la surface moyenne depuis 2008.

La part des maisons individuelles a significativement augmenté sur la période (Figure 81), 57 % en 2018 contre 52 % dans les années 70.

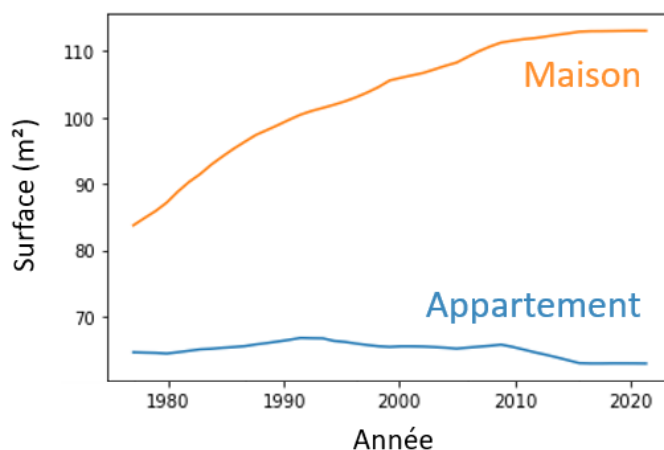


Figure 80 : évolution de la surface habitable moyenne (m²) de 1975 à 2018 par type de logement. Source CEREN.

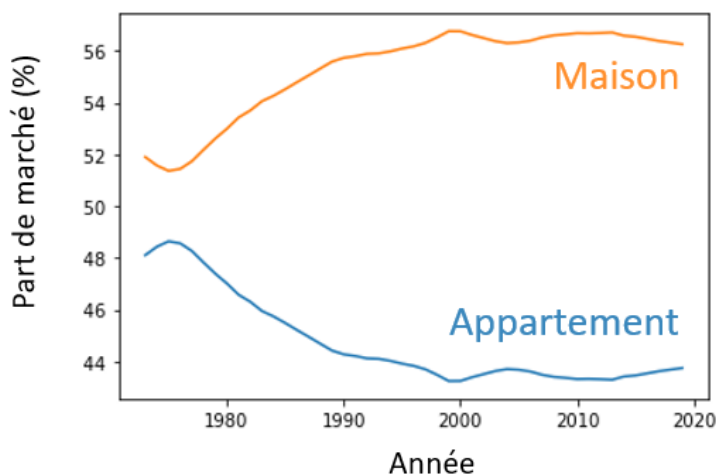


Figure 81 : proportion des logements collectifs et des maisons individuelles dans l'ensemble des résidences principales de 1975 à 2018. Source CEREN.

Rénovation thermique des logements existants

A notre connaissance, il n'existe pas de données sur le nombre et la qualité des rénovations thermiques des logements pour l'ensemble de la période considérée (1970-2020). Nous notons deux types de sources, selon qu'elles évaluent l'état du parc de logements à un moment donné ou qu'elles cherchent à quantifier un flux de rénovation sur une période donnée.

- Les seules évaluations de l'état thermique du parc dont nous disposons sont les enquêtes DPE que nous avons présentées au chapitre 3. Seule l'enquête PHEBUS a pour vocation d'être représentative de l'ensemble du parc. Les DPE de la base ADEME étant réalisés au grès des locations et des ventes.
- Concernant les estimations du flux de rénovations, nous observons des disparités importantes entre les différentes sources ayant évalué le nombre de rénovations depuis 2000. Ces disparités s'expliquent par des différences de périmètres :
 - o Entre les rénovations aidées qui bénéficient d'un bon suivi et les rénovations « spontanées » (effectuées en même temps que d'autres travaux, parfois sans l'aide de professionnels...) qui sont plus difficiles à quantifier.
 - o Entre les rénovations « globales » ou « performantes » qui sont généralement opposées aux rénovations par « geste » (par exemple l'isolation d'une partie seulement des parois, ou uniquement du toit ou des fenêtres).

Ainsi la comparaison des flux doit être attentive à la nature de ce qui est compté (rénovation ou geste, profondeur des gestes effectués, aidée ou non).

Nous cherchons dans la suite à confronter ces différents types de sources.

Evaluation de l'état thermique du parc à partir de l'Enquête PHEBUS

L'enquête PHEBUS permet d'estimer la proportion du parc de logements ayant fait l'objet d'une rénovation. Pour ce faire, nous définissons des classes d'isolation des murs correspondant aux périodes de construction, tel que nous l'avons décrit dans la section 3.3.4. Nous nous limitons à l'isolation des murs dans cette analyse, car c'est le geste d'isolation qui est réalisé le plus lentement (par opposition aux renouvellements des fenêtres par exemple). Cette approche est analogue aux classes de performances thermiques (TTPC *typical thermal performance class*) proposées par (Streicher et al., 2019) pour analyser la base des DPE cantonaux suisses.

L'état théorique du parc que nous pourrions escompter si les logements étaient restés dans leur état d'isolation initial, et sans rénovation ultérieure, est présentée au Tableau 42. Il n'est pas toujours possible d'avoir une correspondance exacte entre une classe d'isolation et une période de construction. Notamment, avant 1975 tous les logements étaient initialement non isolés (classe 5). De même la période 1975-1982 chevauche deux classes d'isolation.

Dans l'ensemble, la répartition théorique serait donc une matrice diagonale. Les gestes de rénovation ayant pour effet d'améliorer la classe d'isolation des murs sans changer la période de construction, nous attendons donc une matrice triangulaire inférieure (avec des valeurs nulles uniquement au-dessus de la diagonale).

Lorsque nous observons la répartition (Tableau 43) des classes d'isolation des murs par périodes de constructions, nous pouvons faire les observations suivantes :

- Il y a des valeurs non-nulles au-dessus de la diagonale : par exemple, 6 % de logements construits après 2000 ont des murs de classe d'isolation 3. La présence de ces logements en dessous des normes peut être liée à des causes multiples : des imprécisions lors des DPE, des erreurs sur la période de construction ou encore une application tardive des réglementations thermiques, voire des malfaçons. Il n'est pas aisé de distinguer la part de chaque cause

potentielle. Pour chaque période de construction récente (après 1975), nous retrouvons environ 10 % dans la classe précédente et environ 5 % sur les classes encore antérieures.

- Dans l'ensemble, nous retrouvons la forme supposée avec des effectifs conséquents de logements isolés, jusqu'en classe 1, au sein des logements construits avant 1975. Parmi ces logements, construit avant toute réglementation thermique, nous pouvons noter que ceux des Trente Glorieuses (1945-1975) sont ceux qui restent le moins bien isolés. Parmi les facteurs expliquant cet état de fait, (Dejoux et al., 2019) notent que les logements construits à cette période présentent le plus faible taux de propriétaires occupants. Par ailleurs, suite au rapport Nora-Eveno de 1976, les politiques publiques se sont mises à favoriser la réhabilitation du parc ancien (avant 1945) et pas seulement la construction neuve (Dejoux et al., 2019).
- Dans l'ensemble, près d'un tiers des logements construits avant 1975 a déjà fait l'objet d'un geste d'isolation de tout ou partie de ses murs. 13 % du parc (2 millions de logements) a des murs ayant un niveau d'isolation thermique correspondant au niveau de la RT2000. Cette approche ne permet pas de savoir quand la rénovation a eu lieu, ni si elle s'est faite en un ou plusieurs gestes.

Tableau 42 : répartition théorique du parc en l'absence de geste d'isolation par période de construction et classe d'isolation des murs

Classe d'isolation des murs	Période de construction							Effectif (millions)
	Avant 1919	1919-1945	1945-1975	1975-1982	1982-1989	1989-2000	2000-2012	
5	100 %	100 %	100 %	0 %	0 %	0 %	0 %	
4	0 %	0 %	0 %	50 %	0 %	0 %	0 %	
3	0 %	0 %	0 %	50 %	100 %	0 %	0 %	
2	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	100 %	0 %	
1	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	100 %	
Total	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	
Effectif (millions)	3,9	2,5	9,4	3,2	2,7	3,2	3,1	28,0

Tableau 43 : répartition des classes d'isolation des murs du parc par période de construction. Source PHEBUS. Lecture : 23 % des 3,9 millions de logements construits avant 1919 ont des murs pas isolés (classe 5). 17 % de ces logements ont des murs isolés au niveau de la RT2005 (classe 1).

Classe d'isolation des murs	Période de construction							Effectif (millions)
	Avant 1919	1919-1945	1945-1975	1975-1982	1982-1989	1989-2000	2000-2012	
5	23 %	24 %	38 %	8 %	2 %	1 %	1 %	5,5
4	42 %	34 %	28 %	12 %	9 %	4 %	2 %	6,0
3	8 %	9 %	14 %	39 %	29 %	10 %	6 %	4,3
2	10 %	17 %	9 %	15 %	20 %	45 %	12 %	4,5
1	17 %	16 %	11 %	26 %	40 %	40 %	79 %	7,7
Total	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	
Effectif (millions)	3,9	2,5	9,4	3,2	2,7	3,2	3,1	28,0

Estimation des flux de rénovations

Des enquêtes de la nature de PHEBUS n'ayant pas lieu de manière récurrente en France, il est impossible de suivre l'évolution de l'état thermique du parc de logements à partir de diagnostics de performance énergétique. C'est le cas au Royaume-Uni qui dispose d'une enquête annuelle depuis 2008 (*English House Survey*) (Department For Communities And Local Government, 2020).

Cependant, depuis les années 1990, le suivi des travaux de rénovation énergétique a fait l'objet de plusieurs enquêtes dédiées. Certaines enquêtes récurrentes de l'Insee, notamment le Budget des Familles (cf. 3.1.3) et l'Enquête Nationale Logement (cf. 3.1.1) permettent également d'estimer le nombre de travaux.

Concernant les enquêtes dédiées, nous pouvons distinguer les sources visant à estimer les rénovations effectuées par l'ensemble des ménages d'une part et celles qui viennent du suivi de subventions des rénovations (crédit d'impôt pour la transition énergétique (CITE), les certificats d'économies d'énergie (CEE), aides Habiter mieux (HM) et MaPrimeRénov' de l'Agence nationale pour l'habitat (Anah)). Ces dernières ne prennent en compte que les travaux faits par des entreprises certifiées (label Reconnu Garant de l'Environnement (RGE)), qui permettent aux ménages de bénéficier des aides. Cependant une fraction importante des rénovations est réalisée par les ménages eux-mêmes, ne bénéficiant pas d'aide⁶¹ à ce jour. Cela concerne 30 % des travaux effectués dans les maisons individuelles, et jusqu'à 50 % pour l'isolation des murs (ONRE, 2022). De même, les travaux effectués sans amélioration de la performance thermique, ou à un niveau jugé non performant, ne peuvent donner lieu à des aides.

Les enquêtes représentatives du parc de logements qui se sont succédé sont :

- L'enquête maîtrise de l'énergie (EME) sur une base de 10 000 ménages, réalisée par TNS Sofres pour l'ADEME. L'enquête a eu lieu tous les ans de 1994 à 2014.
- L'enquête OPEN (Observatoire Permanent de l'amélioration ENergétique du logement) réalisée pour l'ADEME de 2006 à 2014. L'enquête avait lieu tous les deux ans, sur une base de 10 000 ménages.
- Les enquêtes TREMI (travaux de rénovation énergétique des maisons individuelles) ont succédé aux enquêtes OPEN⁶². Elles se concentrent uniquement sur les maisons individuelles. La base est de 50 000 ménages environ. Le premier millésime (TREMI 2017) concerne la période 2014-2016. Le deuxième millésime (TREMI 2020) concerne la période 2017-2019. Une enquête pilote analogue à TREMI pour les logements collectifs (TRECO) est en cours (CNIS, 2019). L'ensemble des enquêtes TREMI et TRECO est désormais regroupé sous le nom de TRELO (travaux de rénovation énergétique des logements) (CNIS, 2022).

En premier lieu, il est important de distinguer le nombre de ménages effectuant des travaux de rénovation et le nombre de gestes de rénovation. Sur une période donnée, un ménage peut être concerné par aucun, un ou plusieurs gestes. Pour un geste donné, le nombre de ménages est égal au nombre de rénovations. Le nombre de gestes totaux excède le nombre de rénovations. Les gestes de rénovation que nous distinguons sont regroupés par poste :

- Le remplacement d'un système thermique (chauffage, production d'ECS).
- La rénovation thermique d'une paroi opaque, dont :
 - o Les murs,
 - o Les planchers bas,
 - o Les planchers hauts ou toitures.

⁶¹ Valérie Mancret-Taylor, directrice générale de l'Agence nationale de l'habitat, a ainsi déclaré en mai 2023 au Monde que « l'autoréhabilitation est un sujet qui mérite d'être travaillé » (Chocron, 2023).

⁶² A partir de 2017, l'ADEME partage le pilotage de ces enquêtes avec la Direction de l'habitat, de l'urbanisme et des paysages du ministère (DHUP – bureau de l'économie de la construction) et avec le SDES (Service des données et études statistiques - bureau des statistiques de la demande d'énergie).

- Le changement des fenêtres, portes et volets.
- L'installation ou le changement de système de ventilation ou de climatisation.

Le Tableau 44 résume les nombres de gestes par an, pour chacun de ces postes et pour chacune des sources précédemment citées. Dans l'ensemble, les comparaisons entre les différentes sources sont à prendre avec précautions en raison :

- Des différences de périodes et de l'évolution parfois rapide des politiques d'aide à la rénovation.
- Des différences sur le périmètre : type de logement considéré, niveau de performance des rénovations thermiques considérées, statut décisionnaire⁶³ ou non des ménages.
- De la nature même des questions posées, comme l'a montré (Geerolf, 2016).

Tableau 44 : nombre de gestes (milliers de geste / an) par poste et par source. Les sources s'étalant sur plusieurs années sont moyennées sur la période.

Source	Total hors systèmes	Nombre de milliers de gestes/an				Systèmes énergétique
		Murs	Plancher	Toiture/plafond	Ouvertures	
BDF⁶⁴	1200	600			600	700
TNS SOFRES	2100-2700	700-1000		400-700	1000	
OPEN	850-1200	700		150/500	1300	
ENL	2000	500		300	1200	
TREMI	2400	340	170	1000	600 + 300 portes	
Rénovations aidées	1700-2500	500-1000			1200-1500	600
<i>Dont CEE</i>	<i>1100</i>	130	380	600	100	
<i>Dont CITE</i>	<i>660-960</i>	70	20	170	400-700	

Nous constatons dans l'ensemble :

- Une relative stabilité des ordres de grandeur des flux de rénovations du bâti (Figure 82), autour de 2 millions de gestes affectant le bâti par an. Deux postes (ouvertures et planchers hauts/toitures) concentrent 60 à 75 % des gestes.
- En maison individuelle, les isolations thermiques par l'intérieur sont 3 fois plus nombreuses que les isolations thermiques par l'extérieur. Pour les logements collectifs, les deux flux sont du même ordre de grandeur.

⁶³ Les ménages décisionnaires sont ceux qui décident et financent des travaux. Les propriétaires occupants sont généralement décisionnaires (hors travaux de copropriété) et les locataires ne sont pas décisionnaires pour la majorité des gestes.

⁶⁴ Seuls les travaux réalisés par les ménages propriétaires occupants sont pris en compte.

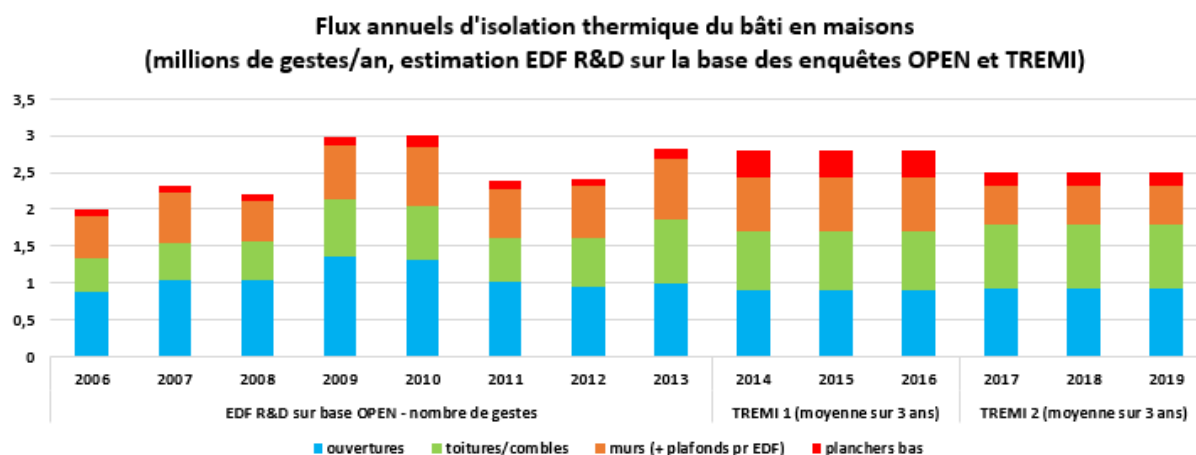


Figure 82 : flux annuel d'isolation thermique du bâti en maison individuelles

Hétérogénéité de la rénovation par segment

Nous pouvons constater la disparité importante des taux de rénovation, notamment :

- Par type de logement : les maisons individuelles présentent 2,1 à 2,5 fois plus de rénovations (rénovations aidées vues par l'ONRE) que les logements collectifs.
- Par période de construction (cf. Tableau 45), les logements les plus anciens sont ceux qui rénovent le plus.
- Par système de chauffage (cf. Tableau 45) : les ménages se chauffant au gaz rénovent plus que ceux qui se chauffent à l'électricité par effet Joule ou avec du bois, eux même rénovant plus que ceux ayant des PAC.
- Par statut d'occupation : les propriétaires occupants ont des taux de rénovation supérieurs aux locataires.
- Par niveau de revenu : les revenus les plus élevés rénovent plus. Un tiers des ménages n'ayant pas fait de rénovation en 2019 invoquait des raisons financières (ONRE, 2022).

Il est important de garder en tête que ces variables sont interdépendantes, par exemple les ménages en maisons individuelles sont plus nombreux à être propriétaires occupants. De même, les logements chauffés à l'électricité ou au bois sont mieux isolés que ceux chauffés au gaz.

A partir d'une analyse des correspondances multiples, le CREDOC a proposé une typologie des ménages ayant réalisé des travaux de rénovation énergétique (CREDOC, 2019), dans la lignée des travaux de (Haines and Mitchell, 2014). Cette approche permet de mettre en évidence des combinaisons de facteurs freinant la rénovation et de proposer des leviers adaptés.

Tableau 45 : taux de rénovation des bâtis en maison individuelle, par période de construction et énergie principale de chauffage issus de traitement de TREMI 2020. Lecture : 22 % des logements principalement chauffés au gaz et construit avant 1948 ont effectué des travaux lors de la période couverte par TREMI 2020.

	Avant 1948	De 1949 à 1974	De 1975 à 1989	De 1990 à 2000	De 2001 à 2011	De 2012 à 2020
PAC	6 %	8 %	4 %	4 %	3 %	2 %
Joule	11 %	11 %	9 %	6 %	5 %	3 %
Gaz	22 %	20 %	15 %	10 %	5 %	2 %
Fioul	4 %	1 %	2 %	3 %	4 %	6 %
Bois	10 %	5 %	8 %	7 %	4 %	3 %

Performance de la rénovation

Les performances des rénovations thermiques du bâti dépendent principalement de la proportion de la surface concernée par l'isolation et de l'épaisseur de l'isolation mise en œuvre.

Avant les enquêtes OPEN nous n'avons pas trouvé de trace de l'évaluation du niveau de performance des rénovations.

Le Tableau 46 résume les niveaux de performance qui peuvent être déduits de la synthèse de l'(ONRE, 2022) à partir du dernier millésime de TREMI. Nous n'avons toutefois pas d'information concernant à la fois l'épaisseur et la proportion de la surface traitée.

Nous pouvons cependant en déduire que les toitures, planchers hauts et planchers bas sont le plus souvent traités pour la majeure partie de leur surface. A l'inverse, dans près de la moitié des cas, les murs ne sont traités que sur la moitié de la surface. Cette proportion est plus faible lorsque l'isolation est faite par l'extérieure.

La nature de l'isolant semble plus homogène, avec une majorité de cas où l'épaisseur d'isolant semble compatible avec une rénovation performante.

Tableau 46 : Proportion des surfaces isolées et épaisseur d'isolant mis en œuvre *Nous considérons qu'une isolation est peu performante (resp. performante) s'il y a moins (resp. plus) de 10 cm d'isolant pour un mur, et moins (resp. plus) de 20 cm en toiture ou pour les planchers hauts. Source : enquête Tremi 2020, exploitation SDES

		murs	dont ITE	dont ITI	Toiture ou plancher haut	dont toiture	dont combles	plancher bas
Proportion de la surface isolée	< 25 %	26 %	19 %	29 %	7 %	15 %	5 %	13 %
	25 à 50 %	21 %	18 %	22 %	11 %	14 %	10 %	17 %
	> 50 %	53 %	63 %	48 %	82 %	71 %	85 %	70 %
	Somme	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
Epaisseur d'isolant	< 10 cm	28 %	34 %	26 %	9 %	20 %	5 %	34 %
	10-20 cm	53 %	46 %	56 %	14 %	23 %	11 %	56 %
	20-30 cm	11 %	11 %	11 %	21 %	27 %	19 %	6 %
	> 30 cm	7 %	9 %	7 %	57 %	29 %	64 %	5 %
	Somme	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
	Isolation peu performante*	28 %	34 %	26 %	22 %	43 %	17 %	34 %
	Isolation performante*	72 %	66 %	74 %	78 %	57 %	83 %	66 %

Rénovation par étape et risque de verrouillage

Pour certains auteurs, une rénovation partielle, ou à un niveau de performance limitée, entraîne des risques de verrouillage important (*lock-in*) (Urge-Vorsatz et al., 2013). Par exemple, si seuls 5 cm d'isolant sont appliqués sur un mur initialement sans isolant, il est peu probable qu'une épaisseur plus importante d'isolant soit mise en œuvre par la suite.

Cependant, (Egner and Klöckner, 2021) constatent que la probabilité d'effectuer des travaux de rénovation est plus importante lorsque des premiers travaux ont déjà eu lieu (la moitié des ménages

ayant fait des rénovations du bâti en avaient déjà faites dans les 3 années précédentes). Nous retrouvons un ordre de grandeur similaire dans les enquêtes TREMI, avec 35 % des ménages réalisant un geste de rénovation ou un changement de système de chauffage en 2019 et en ayant déjà réalisé un lors des 2 années précédentes. (Egner and Klöckner, 2021) constatent des retombées positives (*spillover*) des rénovations par étapes, qui sont liées à la prise de conscience des ménages (par opposition aux effets rebonds).

Les gestes de rénovation pouvant concerner plusieurs fois les mêmes logements sur des périodes courtes, il convient d'en prendre compte lors de l'évaluation du flux de rénovations.

5.1.4. Equipements

Nous nous intéressons ici aux tendances à long terme des équipements des ménages, en distinguant les équipements associés aux usages spécifiques de l'électricité et ceux associés aux usages thermiques.

Equipements spécifiques

La consommation d'électricité spécifique des logements a presque quadruplé au cours des 50 dernières années passant de 20 à près de 80 TWh (Figure 83). Corrigé de l'augmentation du nombre de ménages, la consommation unitaire a triplé. Cette augmentation s'explique en premier lieu par des taux d'équipement ayant fortement augmenté (Figure 84), avec un empilement progressif des nouveaux usages. Depuis les années 2010, une légère décroissance de la consommation s'explique par une efficacité énergétique croissante et des taux d'équipements stagnants. En outre, bien que l'efficacité croisse à comportement équivalent, la capacité ou la taille de certains équipements tend à croître (diamètre des télévisions, capacité des lave-linges, etc. (TOPTEN, 2015)).

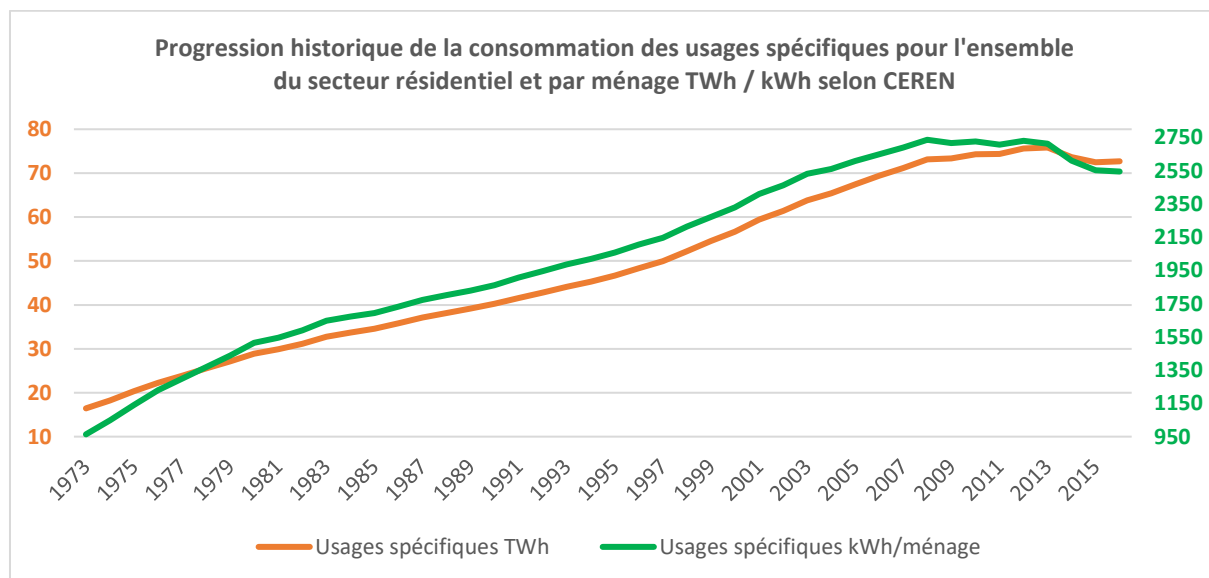


Figure 83 : évolution de la consommation historique des usages spécifiques pour le secteur résidentiel. Source CEREN. Publié dans (Binet and Cayla, 2019)

Taux d'équipement des ménages pour les principaux équipements d'électricité spécifique

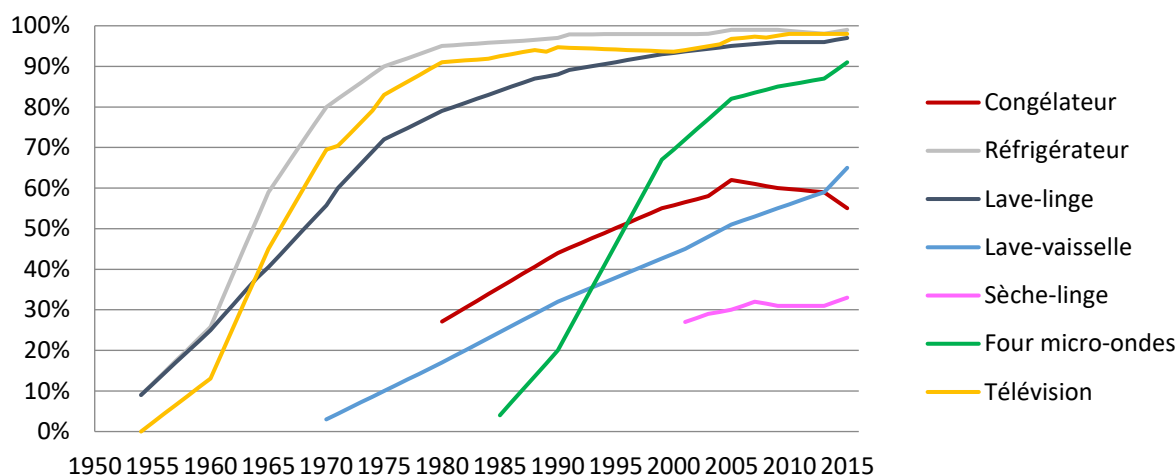


Figure 84 : évolution historique des taux d'équipements des appareils des ménages de 1950 à 2015. Source Insee, GIFAM, EDF. Publié dans (Binet and Cayla, 2019)

Equipements thermiques

Evolution des taux d'équipements

Concernant les équipements thermiques nous distinguons les évolutions liées aux taux d'équipements et l'évolution des parts de marchés entre énergies pour le parc.

Concernant le chauffage, si la nature des équipements a certainement changé (plus de chauffage central, plus de pièces équipées de chauffage), il n'y a pas à notre connaissance d'étude chiffrant ce phénomène.

Le taux d'équipements d'ECS a surtout évolué jusqu'aux années 1990. En effet, moins d'un logement sur deux avait une douche ou une baignoire en 1968, pour un taux d'équipement proche de 100 % aujourd'hui.

L'équipement en climatisation des ménages a émergé à partir de la fin des années 1990. L'accroissement du taux d'équipements a été très marqué sur la dernière décennie, dépassant les 25 % au tournant des années 2020 (Tableau 47). Les différences par zone climatique sont très marquées, le sud de la France s'est équipé plus tôt et maintient un taux d'équipements significativement plus marqué avec près de la moitié des ménages équipés en 2020.

Tableau 47 : taux d'équipement en climatisation des résidences principales en France depuis les années 1990

Période	Taux d'équipement de climatisation	Source
Années 90	1 à 2 %	Flux de vente
2001	1,4 %	Insee (ENL)
2006	3,3 %	Insee (ENL)
2008	5 %	EDF
2010	5 %	EDF
2013	7 %	PHEBUS, EDF
2016	14 %	EDF
2019	22 %	EDF
2020	25 %	CODA (ADEME)

Evolution de la répartition du parc de logements par énergie principale de chauffage

Concernant les parts de marché du chauffage, nous pouvons noter plusieurs tendances (Figure 85). En premier lieu, la disparition quasi complète du charbon au tournant des années 2000 ainsi que la décroissance très forte du fioul. Alors qu'il représentait plus de la moitié des logements en 1973, sa part est désormais négligeable dans l'habitat collectif, même s'il restait encore utilisé pour environ 3 millions de maisons individuelles en 2016. La loi du 5 janvier 2022⁶⁵ rend presque impossible l'installation de chaudières au fioul ou au charbon depuis le 1^{er} juillet 2022⁶⁶.

Ces parts décroissantes sont compensées dans un premier temps (1975-2000) par une forte progression de l'électricité et du gaz. L'émergence de l'électricité fait suite aux études menées à EDF sur le chauffage électrique à partir du début des années 60, dont le développement a été accéléré par les chocs pétroliers. Dans les années 1983 et 1984, le chauffage électrique représente les ¾ du marché du neuf (Michel, 1996). Après les années 2000, la part du gaz dans le parc progresse. Depuis les années 2010, la pénétration des pompes à chaleur fait croître les parts de l'électricité.

⁶⁵ Décret n°2022-8 du 5 janvier 2022 relatif au résultat minimal de performance environnementale concernant l'installation d'un équipement de chauffage ou de production d'eau chaude sanitaire dans un bâtiment.

⁶⁶ Le décret sus-cité précise « les cas possibles d'installation dérogatoire d'un équipement neuf ne respectant pas ce seuil en présence :

- soit d'une impossibilité technique ou réglementaire de remplacement ;
- soit, lorsque ni réseau de chaleur, ni réseau de gaz naturel ne sont présents, et qu'aucun équipement compatible avec le seuil ne peut être installé sans travaux de renforcement du réseau de distribution publique d'électricité.

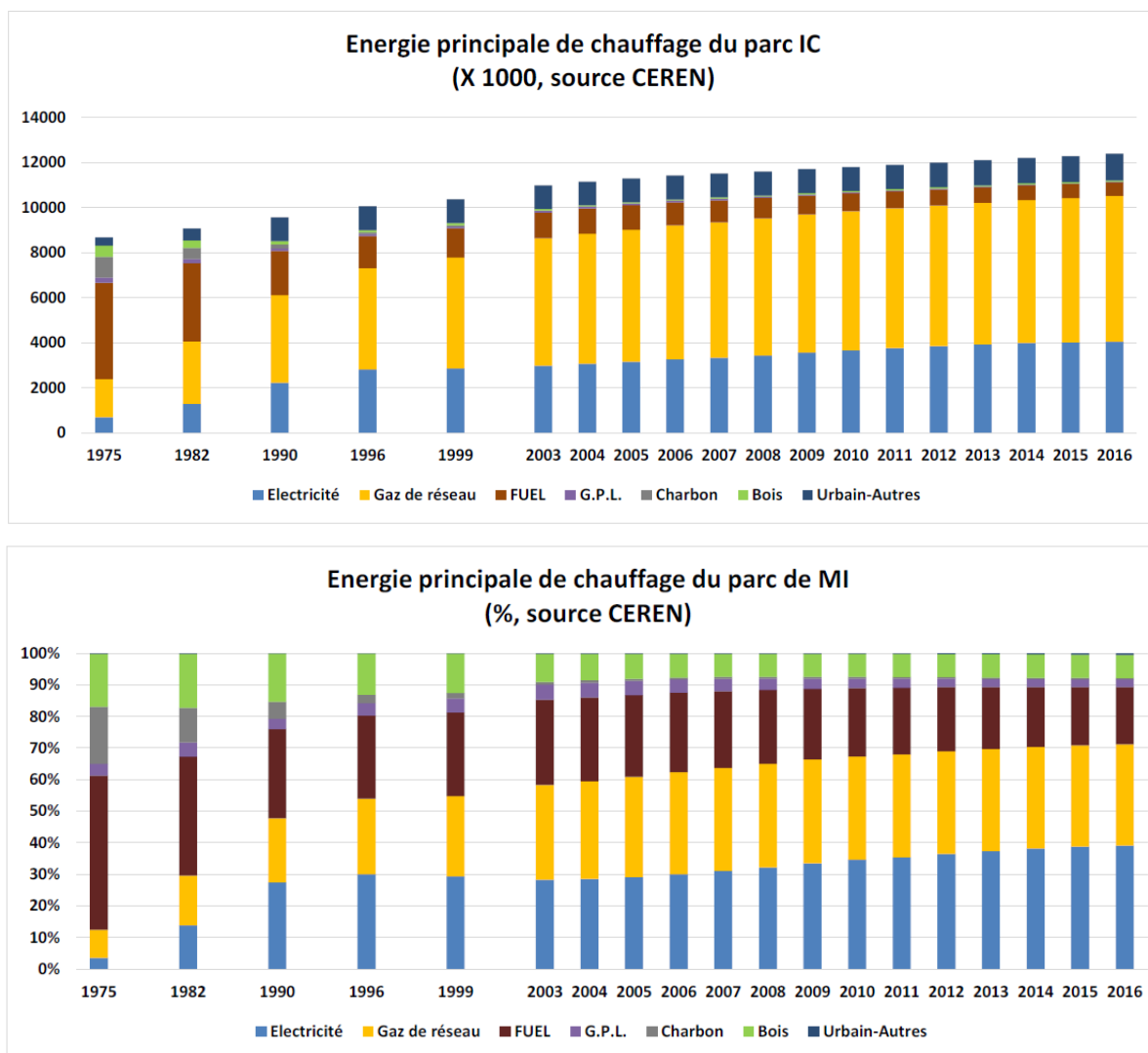


Figure 85 : répartition des énergies principales de chauffage du parc de logements collectif (haut) et des maisons individuelles (bas). Source CEREN.

Evolution des parts de marchés pour la production d'ECS

Concernant la production d'ECS, la tendance d'ensemble est assez similaire au chauffage, les deux modes de production étant souvent liés (Figure 86). A la différence du chauffage, c'est rapidement l'électricité qui domine.

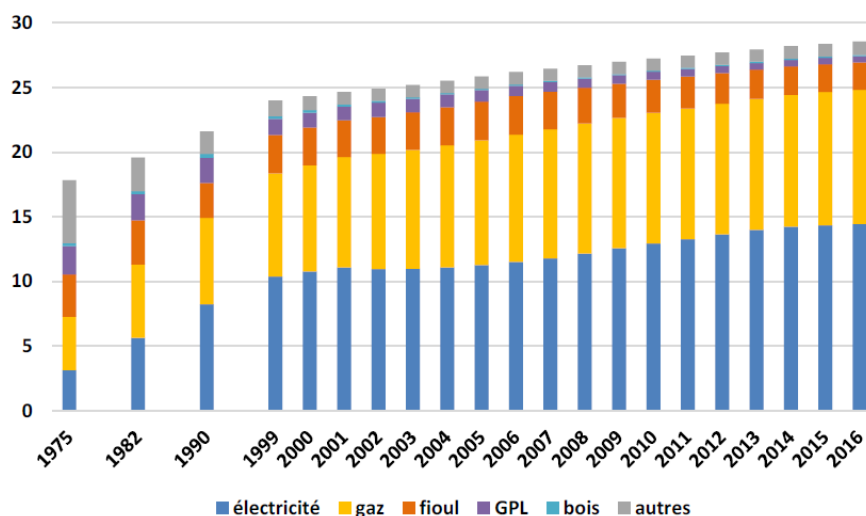


Figure 86 : évolution du parc de résidences principales par énergie principale de production d'ECS. Source CEREN.

Evolution de la performance des PAC

Les campagnes de mesures *in-situ* des COP de PAC à l'échelle de parcs sont relativement rares. Nous avons résumé dans le Tableau 48 les principales campagnes de mesures existantes à notre connaissance en Europe. Nous ne présentons ici que les COP saisonniers pour des PAC air/eau⁶⁷. Nous précisons lorsque l'étude distingue le COP des PAC fonctionnant avec une boucle d'eau à moyenne température (loi d'eau à 55°C) ou à basse température (loi d'eau à 35°C). Les premières correspondent à des logements existants sans rénovation performante ou changement d'émetteurs. Les secondes correspondent à des logements neufs, ou avec une rénovation performante et des émetteurs basse température (plancher à eau, radiateur basse température).

Il importe d'avoir en tête les écarts de degrés-jours de chauffage entre pays, avec 29 % supplémentaires en Allemagne par rapport à la France et 16 % supplémentaires en Irlande (Eurostat, 2023b). Ces deux pays ont un climat plus froid que la France, donc des COP mesurés moins bons que s'ils l'avaient été avec un climat français.

Deux campagnes répétées notent toutes deux une amélioration de 0,4 point de COP moyen du parc de PAC en une dizaine d'année, du fait de l'amélioration des systèmes et de la qualité des installations à l'échelle du parc :

- en Allemagne : (Miara, 2014) puis (Miara et al., 2020).
- au Royaume-Uni : (Department of Energy and Climate Change, 2014) puis (Department for Energy Security and Net Zero, 2023)).

Nous faisons l'hypothèse d'une amélioration prudente (+ 0,5) pour le parc moyen en 2050, en prenant les valeurs mesurées actuellement à l'échelle individuelle dans la littérature (O'Hegarty et al., 2022).

⁶⁷ Les méthodes de mesures *in-situ* sur des PAC air/air sont beaucoup plus difficiles à mettre en œuvre, il n'en existe pas à grande échelle aujourd'hui à notre connaissance.

Tableau 48 : évolution du COP des PAC air/eau (à moyenne température (MT) ou à basse température (BT)) mesurés dans des campagnes de mesures in-situ à grande échelle.

	Pays	Ancienne PAC (Avant 2010)	PAC récente (2010-2020)	Hypothèse pour le parc futur
Description		Pas de vitesse variable	Vitesse variable Contrôleur adapté	Amélioration des systèmes, des contrôleurs, de la qualité de l'installation
COP mesuré des PAC air/eau (MT : moyenne température (55°C) BT : basse température (35°C))	Allemagne	2,6 (MT) 2,9 (BT) (Miara, 2014)	3,0 (MT) (Miara et al., 2020)	(valeurs qui sont mesurées sur des PAC récentes instrumentées à l'échelle individuelle (O'Hegarty et al., 2022))
	Angleterre	2,5 (Love et al., 2017) (Department of Energy and Climate Change, 2014)	2,9 (Department for Energy Security and Net Zero, 2023)	
	Irlande		2,6 (O'Hegarty et al., 2022)	

5.1.5. Comportements des ménages

Nature des comportements considérés

Les comportements énergétiques des ménages peuvent être abordés de façon différente selon les disciplines. (Lopes et al., 2012) notent des approches issues des sciences sociales (*energy behaviour framework*) et des approches centrées uniquement sur la modélisation énergétique (*energy modelling*) et proposent une approche hybride (*energy behaviour modelling*) dans laquelle nous cherchons à nous inscrire.

Parmi les comportements énergétiques, (Lopes et al., 2015) distinguent les comportements **d'investissement** (*investment behaviour*, par exemple un nouvel équipement de chauffage), **d'entretien** (*maintenance behaviour*, par exemple la rénovation du bâti), **d'usage** (*usage behaviour*, comme les températures de consigne ou les mesures de sobriété) et de **gestion** (*management and provision of energy resources*, comme la prise en compte des heures creuses).

Nous ne modélisons pas les comportements d'investissement et d'entretien, qui sont pris en compte de manière exogène dans la suite.

Nous nous limitons donc aux comportements d'usage et de gestion du chauffage des ménages (« comportement de gestion du chauffage » dans la suite), qui sont les comportements qui ont le plus d'influence sur la forme de la courbe de chauffage.

Evolution des comportements

Concernant les comportements des ménages relatifs aux usages thermiques (volume d'eau chaude utilisé chaque jour, température de consigne, proportion de la surface des logements non chauffée,

type de gestion du chauffage) il n'existe pas, à notre connaissance de source qui étudie leur évolution de manière quantitative sur le temps long.

En outre, l'évolution des comportements de gestion des ménages dépend des individus, mais aussi des systèmes énergétiques avec lesquels ils interagissent, ainsi que des pratiques sociales autour de la consommation d'énergie (Labanca and Bertoldi, 2018). Les normes sociales considérées aujourd'hui peuvent donc être amenées à évoluer comme elles ont pu fortement changer au cours du siècle passé. Par exemple, (Viguié, 2020) a étudié l'évolution des températures de chauffage préconisées dans l'habitat en France, qui passent de 15 à 18°C au début du XXème siècle à 20°C autour des années 1970.

Comme le notent (Fijalkow and Maresca, 2019), après le choc pétrolier, en France, nous avons assisté à une contradiction entre les normes de température de chauffage (19°C en France⁶⁸ alors que l'OMS continuait à définir 21°C) et l'aspiration au confort que permet la généralisation de dispositifs de chauffage dans toutes les pièces. Les auteurs constatent l'écart entre cette norme et les pratiques, comme nous l'avons également noté dans l'enquête EDF sur les pratiques de chauffage (3.3.8). Les ménages s'adaptent aux contraintes techniques (du fait du dimensionnement de leur système, du niveau d'isolation du logement, etc.) ou économiques (coût de l'énergie élevé, précarité énergétique) pour assurer un confort thermique suffisant a minima dans certaines pièces et à certains moments de la journée (gestion spatio-temporelle du chauffage). Ces comportements intègrent également des « valeurs de restriction », avec une aspiration à plus de sobriété, bien que ces valeurs restent souvent en dissonance avec les pratiques observées (Fijalkow and Maresca, 2019).

La grande diversité des pratiques de gestion que nous avons pu observer peut se rapporter au concept d' « intelligence énergétique⁶⁹ » proposé par (Subrémon, 2012).

⁶⁸ Code de l'habitat et de la construction, décret No. 79-907, 22 Octobre 1979, clause R. 131-20

⁶⁹ « Les habitants, que nous sommes, semblent être les protagonistes de conflits confrontant des prescriptions normatives répondant à des logiques techniques, issues de la pensée de l'ingénieur et de la pensée rationaliste, et des savoirs habitants héritiers de transmissions sociales et culturelles. Les uns imposent des cadres performants pour autant que l'on s'y soumette. Les autres s'apparentent à un bricolage imparfait, mais porteur de sens et de symbolique. Au quotidien, les habitants investissent leurs logements et résolvent ces conflits par la mise en place d'usages d'appropriation du chez-soi, d'habitudes, de façons de faire. Malgré une structuration normative très forte des usages, nos modes d'habiter, expressions de notre appartenance sociale et culturelle, trouvent à s'immiscer dans les failles ou les espaces laissés vacants par des objets techniques de plus en plus sophistiqués. Ils mettent ainsi en œuvre ce qu'il est possible d'appeler « l'intelligence énergétique » (Subrémon, 2012).

5.2. Modélisation de la projection du parc (dynamique des systèmes)

Nous avons passé en revue les tendances passées du parc de logements. Nous détaillons ici les choix de modélisation retenus pour la projection de ce parc.

Comme nous l'avons évoqué dans la section 2.5, l'étude de la littérature et de nos contraintes de modélisation nous a amené à retenir un modèle inspiré de la dynamique des systèmes. L'approche est dans l'ensemble plutôt descendante (*top-down*) et non ascendante (*bottom-up*) ce qui aurait supposé de mettre en œuvre des modèles d'agents, qui nous semblent moins compatibles avec notre volonté d'évaluer des scénarios entre eux.

De même, nous rappelons qu'un certain nombre de variables sera fixé de manière exogène dans les scénarios. C'est notamment le cas de la démographie.

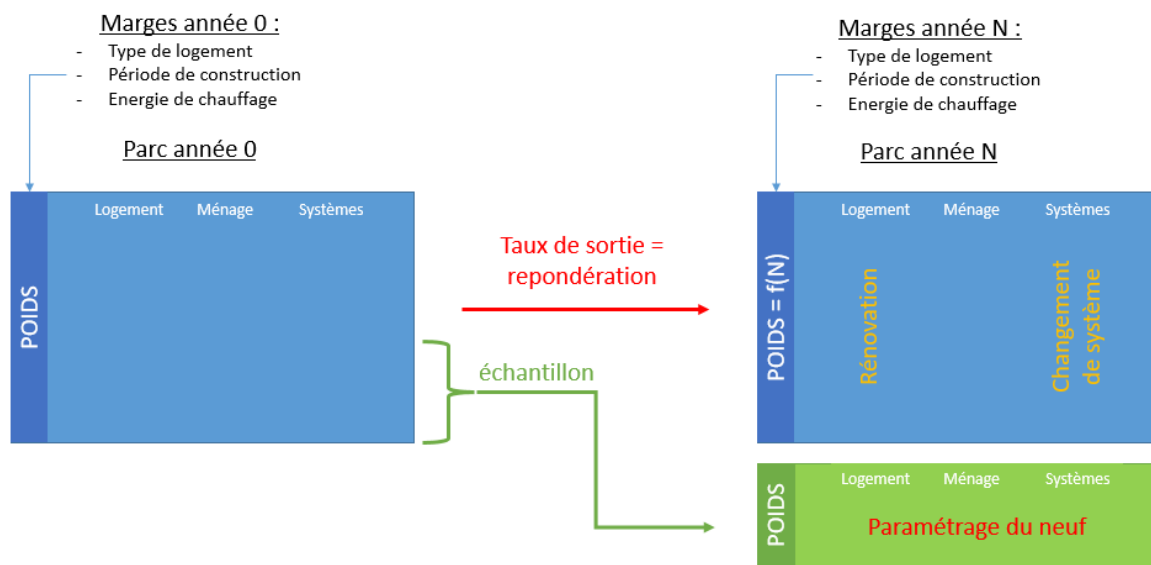


Figure 87 : méthodologie mise en œuvre pour la projection du parc

Pour mieux comprendre les choix de modélisation retenus, nous présentons (Figure 87) le parc tel qu'il est modélisé au sein de notre outil. Un jeu de données décrit le parc actuel, avec chaque ligne décrivant un ménage. Chaque ménage est issu de l'Enquête Chauffage, enrichie selon la méthode détaillée à la section 3.1.4. Il comporte donc l'ensemble des variables décrivant le logement (géométrie, bâti, etc.), son environnement, le ménage et les comportements de gestion associés et les systèmes.

Pour chaque ménage, nous disposons d'un poids issu d'un calage sur marge⁷⁰, qui permet de redresser les poids de sondage (définis au moment de l'enquête) pour assurer le calage sur des effectifs connus par une autre source que l'enquête (Sautory, 2018). Par exemple, le nombre de logements en maison individuelle ou utilisant une énergie de chauffage donnée est fixé sur le recensement général de la population (cf. 3.1).

Si certaines caractéristiques des logements ne sont pas amenées à évoluer dans nos scénarios, ce n'est pas le cas de leur enveloppe ou des systèmes énergétiques qui les équipent. Il est donc nécessaire d'avoir une modélisation *ad hoc* pour chacun de ces aspects du parc. Nous les décrivons dans les sections suivantes.

⁷⁰ Le « calage sur marge » est une étape tout à fait distincte du calage des paramètres physiques incertains du modèle présenté au chapitre 4.

La projection du parc de logements existants se fait donc en projetant les marges associées, et en refaisant un calage sur marge pour chaque année. Cela permet de s'assurer la conservation de la diversité actuellement présente dans le jeu de données. La disparition d'une partie de ce parc (par exemple les logements les plus anciens) n'affecte que les poids, le même nombre de logements décrits est considéré dans le jeu de données.

Le parc de nouveaux logements, construit entre l'année 0 et l'année N, est établi à partir d'un échantillon sur les logements récents qui fait l'objet de deux paramétrages :

- D'une part, un calage sur marge (en fonction du nombre de constructions neuves à l'horizon considéré, de la part de maisons individuelles dans la construction neuve, etc.).
- D'autre part, la prise en compte des spécificités d'un scénario, par exemple pour intégrer des surfaces de logements plus petites, le niveau de performance thermique exigé par les réglementations thermiques futures, etc.

5.2.1. Taux de sortie du parc existant

De manière analogue à (Sartori, 2016), nous proposons une loi de Weibull pour modéliser le taux de sortie des logements anciens. La loi de Weibull est couramment utilisée pour modéliser la durée de vie d'un équipement. Elle est définie par trois paramètres :

- Un paramètre de forme,
- Un paramètre d'échelle,
- Un paramètre de retard, qui correspond à une période sans vieillissement (ou à l'inverse un défaut interne).

Seuls les logements construits avant 1975 ont été observés assez longtemps pour permettre l'identification des paramètres de la loi. Nous retenons un paramètre de forme de 1,8, un paramètre d'échelle de 150 et un paramètre de retard de 40 années.

A partir de cette loi, la répartition par année de construction du parc en 1950 (avant la description donnée par le CEREN en 1975) est reconstruite. Le solde des constructions neuves (issu du CEREN) et des sorties issues de la loi de Weibull donnent les résultats présentés à la Figure 88. Le modèle présente une adéquation correcte avec les effectifs issus du recensement.

Nous représentons à la Figure 89 le nombre de logements détruits selon leur période de construction de 1960 à 2050. Avant 2020, seuls les logements construits avant 1975 sont susceptibles d'être détruits dans le modèle. La majorité des logements construits après les années 2000 sont encore présents en 2050.

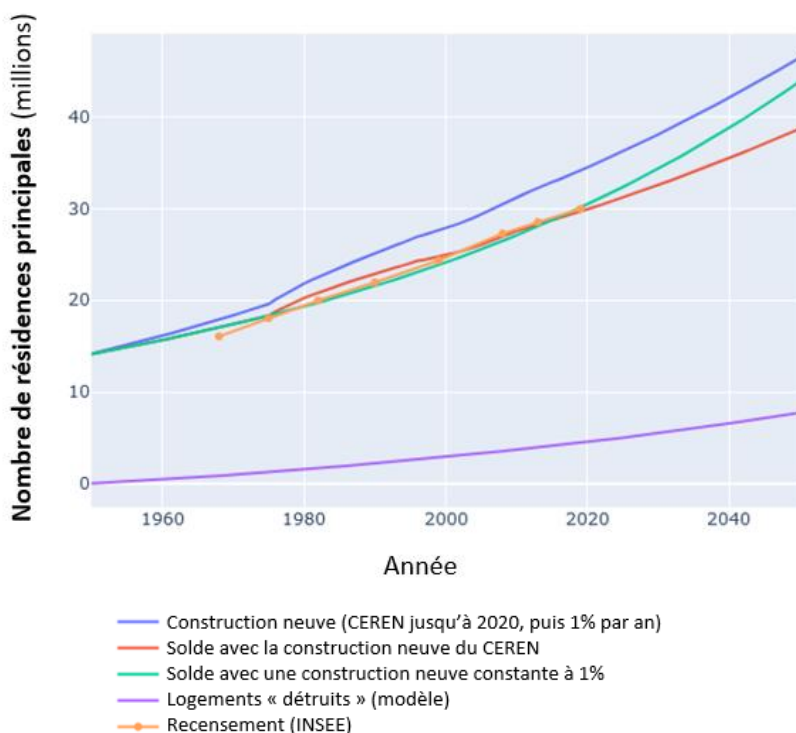


Figure 88 : évolution des effectifs construits, détruits et du solde modélisé et issu du recensement.

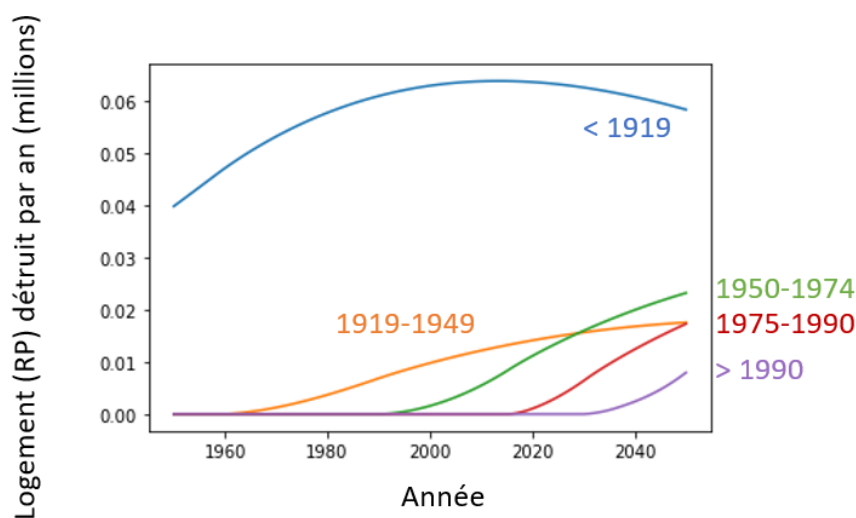


Figure 89 : nombre de résidences principales détruites par année et par période de construction.

5.2.2. Rénovation

Les difficultés de définition et de comptage des gestes de rénovations que nous avons pointées précédemment (5.1.3) rendent difficile l'établissement d'une tendance claire sur les années passées. En outre la multiplicité des leviers affectant les flux de rénovation (effet des politiques publiques actuelles⁷¹, mise en place de mesures supplémentaires, rénovation « spontanée » indépendante des

⁷¹ Notamment l'interdiction progressive de la location à titre de résidence principale des logements avec des étiquettes DPE F (en 2025), E (en 2028) puis D (en 2034) prévue par les [Décret n°2021-19 du 11 janvier 2021](#) [Article 160, loi n°2021-1104 du 22 août 2021](#).

subventions, rénovation liée au changement de systèmes de chauffage ou à l’emménagement de nouveaux propriétaires, etc.) complique l’établissement d’un scénario tendanciel.

Comme l’ont relevé (Streicher et al., 2021), la majorité⁷² des modèles de parcs de logements utilisent des taux de rénovation constants à l’échelle du parc, voire un nombre de rénovations exogène. Les alternatives sont des approches fondées sur de l’optimisation (Maia et al., 2021) (Pannier et al., 2021), des modèles de choix discrets (Fernandez-Luzuriaga et al., 2022) ou des modèles d’agents⁷³ (Nägeli et al., 2020). Dans la suite, nous mettons l’accent sur la comparaison de situations très contrastées du parc de logements, nous pouvons donc nous contenter de modèles intégrant moins de complexité.

Plus largement, nous notons l’existence de modèles technico-économiques *bottom-up* comme Res-IRF permettant l’évaluation de l’effet des politiques publiques liées à la rénovation (Giraudet et al., 2012) (Giraudet et al., 2020). Le couplage avec de tels modèles permettrait une qualification plus fine de la nature des politiques publiques au sein des scénarios.

Nous retenons une modélisation sous la forme suivante :

- Les états (classe d’isolation correspondant aux réglementations thermiques successives) de chaque type de paroi sont définis de manière discrète pour chaque logement
- Une matrice de probabilité de changement d’état est définie pour chaque type de paroi. Nous en donnons un exemple au Tableau 49. La matrice est triangulaire, nous considérons que l’état thermique d’une paroi ne peut pas régresser⁷⁴. La diagonale donne les probabilités de rester dans l’état actuel.
- Les valeurs moyennes des coefficients pour un type de paroi (M_p) sont définies comme suit :
 - o Le nombre total de rénovations est défini pour correspondre au mieux à l’état d’isolation du parc de logements et aux flux de rénovations observés (5.1.3).
 - o La répartition des classes d’isolation finale est issue des observations des flux de rénovations (TREMI), ce qui permet de prendre en compte la proportion de rénovation performante.
- La diversité des taux de rénovation par segment est prise en compte par le biais d’un facteur multiplicatif (β_p).
- Ces valeurs sont les valeurs tendanciennes. Nous pouvons envisager une rénovation à un rythme plus ou moins soutenu par le biais d’un facteur multiplicatif (α).

Finalement, la matrice de transition appliquée à chaque segment s’exprime ainsi :

$$M = \alpha \cdot \beta_p \cdot M_p$$

⁷² 14 des 17 approches publiées entre 2009 et 2020 passées en revue.

⁷³ La principale différence entre ces deux approches est qu’un modèle de choix discret se fonde sur un même modèle statistique de choix pour chaque individu alors qu’au sein d’un modèle d’agents chaque individu à ses propres règles et interagit avec les autres. Les deux approches peuvent se compléter, voir par exemple les travaux de (Le Pira et al., 2017), appliqués au cas de la modélisation du transport de marchandise.

⁷⁴ Le vieillissement des isolants est donc négligé.

Tableau 49 : exemple de matrice de probabilité de transition d'une classe d'isolation pour un type de paroi Mp

Classe d'isolation initiale	Classe d'isolation finale				Total rénovation
	1	2	3	4	
1	1	0	0	0	0
2	0,01	0,99	0	0	0,01
3	0,03	0,02	0,95	0	0,05
4	0,06	0,03	0,01	0,90	0,10

Le modèle permet de prendre en compte (ou non) la saturation de la rénovation en prenant une probabilité décroissante en fonction de la classe d'isolation de la paroi. Cette hypothèse peut être nuancée selon que l'on considère un verrouillage ou une retombée positive des premiers gestes. Ces nuances ne seront pas traitées dans la suite mais mériteraient d'être approfondies pour étudier les différentes dynamiques de rénovation possibles jusqu'à 2050.

De même, nous n'avons pas modélisé le lien entre les changements de systèmes de chauffage et les probabilités de rénovation (par exemple, le passage d'une chaudière à gaz à une PAC affecte-t-il la probabilité de rénovation des parois ?).

5.2.3. Changement de système énergétique

Concernant la modélisation du changement de systèmes de nombreuses approches sont possibles.

(Nägeli et al., 2020) associent des lois de Weibull à chaque système thermique pour lui associer une durée de vie. Un modèle de décision (*general decision model*) est appliqué pour définir le choix retenu par chaque ménage en appliquant des filtres successifs (choix techniques possibles, restrictions liées à la réglementation, parts de marché (en distinguant logement neufs et anciens), coûts d'investissement et de maintenance, prix des énergies).

De nombreuses approches se positionnant sur le développement d'outils d'aide à la décision se fondent sur des approches d'optimisation. Par exemple, (Rogean et al., 2020) formulent le choix d'un système énergétique et d'une rénovation de l'enveloppe conjointement sous la forme d'un problème d'optimisation du coût. Plus généralement, (Costa-Carrapiço et al., 2020) proposent une revue des approches fondées sur des algorithmes génétiques pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs (par exemple différents coûts, émission de GES).

(Streicher et al., 2020) distinguent seulement trois cas de figure : le renouvellement à l'identique (*refurbishment*) du système précédemment installé au moment de sa fin de vie, une mise à niveau vers une nouvelle technologie (par exemple une pompe à chaleur à la place d'une chaudière gaz) qui se fait en fin de vie (*natural retrofit*) ou de manière anticipée (*early retrofit*).

(Ascione et al., 2021) définissent des changements de système définis par lots de travaux de rénovation (*retrofit package*).

De manière semblable, un modèle de choix discret (Stolyarova et al., 2015) est utilisé pour le changement de système au sein de Res-IRF⁷⁵ (Giraudet et al., 2012). Ce modèle a ainsi été utilisé pour reconstituer l'évolution des parts de marché en France sur l'historique 1990-2010 (Glotin et al., 2019).

La plupart des approches se fondent sur une prise en compte des coûts, que nous n'avons pas retenue dans nos travaux. Par souci de simplicité, nous avons donc retenu une définition exogène des parts de marchés des différents systèmes. Nous nous concentrerons dans la suite sur l'évaluation de ces changements de système sur la courbe de charge.

5.2.4. Paramètres du neuf

Les hypothèses de paramétrage des caractéristiques du parc de logements sont majoritairement issues des scénarios qui seront évalués. Les changements considérés concernent :

- La surface moyenne des logements neufs (effort sur la surface des logements construits ou non).
- Le niveau d'isolation des logements neufs, que nous considérons par défaut au niveau des logements neufs actuels.

Les autres paramètres (proportion des maisons individuelles par rapport aux logements collectifs, part de marché au sein du neuf) sont définis par le calage sur marge propre aux logements neufs.

5.2.5. Paramétrage des ménages

En dehors des comportements de gestion du chauffage, nous n'avons pas pris en compte d'autres changements au niveau des ménages. Notamment, il serait nécessaire d'évaluer l'influence du vieillissement sur les comportements de gestion (quel effet sur la proportion de surface non chauffée des logements ?), sur l'occupation des logements et leurs usages.

⁷⁵ <https://cired.github.io/Res-IRF/>

5.3. Analyse de sensibilité des principales composantes des scénarios

L'objet de cette section est d'analyser indépendamment l'effet de chacune des composantes des scénarios sur la courbe de charge du secteur résidentiel. Sauf mention contraire, dans cette section toutes les simulations liées au changement d'une composante ont été menées toutes choses égales par ailleurs, avec le modèle qui a fait l'objet du calage présenté au chapitre 4. Nous procédons à cette analyse uniquement pour le chauffage et selon l'ordre des variables utilisées jusqu'ici (environnement, bâti, équipements, comportements).

L'analyse d'ensemble, avec les composantes assemblées au sein de divers scénarios, est l'objet du chapitre 6.

5.3.1. Approche retenue

Simplifications des variantes présentées

Concernant le chauffage, nous avons cherché à simplifier autant que possible les changements liés à l'environnement et au bâti, en ne conservant que deux scénarios possibles pour chacun. En effet, la majeure partie de la diversité des scénarios nous semble plutôt se concentrer sur les changements de systèmes énergétiques et les changements de comportements de gestion susceptibles de les accompagner.

Il est important de souligner que cette étude de sensibilité peut représenter des situations non réalistes qui ne sauraient être considérées comme entrées de scénarios. Par exemple, comme nous le verrons au chapitre suivant, aucun scénario ne substitue 100 % des chaudières à combustibles fossiles par des PAC air/eau uniquement, et encore moins en n'ayant substitué aucun des logements chauffés par effet Joule par des PAC air/air ou du bois.

Nous retenons pour cette section une démarche « volontairement caricatural[e] » à la manière de l'étude des gisements offerts par les PAC qui avait été menée par (Maïzia et al., 2007).

Simulations effectuées

Pour chaque variante, nous avons simulé au pas de temps 10 minutes les consommations de chauffage électrique du parc de logements avec les 4 premiers mois de la météo normale 1981-2010 et de la météo réelle de l'année 2012.

Nous en extrayons deux courbes de charges horaires :

- L'une issue d'une séquence de 10 jours de janvier correspondant au climat normal 1981-2010 du mois de janvier. Nous en prenons la courbe de charge horaire moyenne. Nous le nommons « climat normal » dans la suite.
- L'une représentative de la pointe historique de février 2012 (mercredi 8 février 2012). Nous le nommons « vague de froid de février 2012 » ou « climat février 2012 » dans la suite.

Par souci de clarté, nous ne présentons dans les tableaux de synthèse que les valeurs à certaines heures de la journée (5h, 8h, 15h, 20h) ainsi que la valeur moyenne de la journée qui est représentative de l'évolution de la consommation. Nous parlerons abusivement de « baisse de consommation à climat normal » pour désigner une « baisse de la valeur moyenne de la courbe de charge à climat normal ». Toutes les valeurs sont agrégées pour l'ensemble du parc de logements.

A partir de l'ensemble de la simulation des 4 mois de l'année 2012, nous quantifions la thermosensibilité de la consommation en faisant une régression linéaire de la consommation moyenne

de la journée en fonction de la température d'air extérieur moyenne de la France (cf. 4.3.1). La thermosensibilité est donc définie par deux valeurs :

- La pente, qui est exprimée en GW par degré de température d'air extérieur. La pente est négative, la consommation s'accroissant avec la baisse de la température.
- L'ordonnée à l'origine qui est la consommation moyenne journalière pour une température d'air extérieur moyenne en France de 0°C.

Mise en forme des résultats

Les résultats, que nous commenterons dans la suite du chapitre, sont synthétisés en 2 tableaux qui déclinent les principales métriques utilisées pour comparer les résultats des différentes variantes à la référence.

Pour chaque variante, nous calculons la valeur de la courbe de charge de chauffage agrégée à l'échelle du parc (en GW). La référence est la courbe de charge du parc en 2018⁷⁶.

- Le Tableau 51 présente le ratio entre les valeurs de chaque variante et la référence.
- Le Tableau 52 présente le ratio entre les valeurs horaires (à 5h, 8h, 15h et 20h) et la valeur moyenne de chaque météo. A la différence du tableau précédent la normalisation est faite indépendamment pour la météo normale et la météo de février 2012. Cette nuance permet une comparaison de la forme infra journalière à climat normal et lors d'un froid exceptionnel.

5.3.2. Changements liés à l'environnement

Les seuls changements liés à l'environnement que nous avons quantifiés ici sont ceux liés au changement climatique. (Parey, 2021) ont sélectionné deux combinaisons parmi l'ensemble de combinaisons possibles de scénarios de forçage radiatif et de modèles existants dans les exercices CMIP5 (5^{ème} phase du *Coupled model intercomparison project*). Nous les notons dans la suite simplement CNRM⁷⁷ (« réchauffement modéré ») et GFDL⁷⁸ (« réchauffement élevé »).

A partir des données météo complètes (présentées au 3.1.1) de ces deux scénarios, nous pouvons calculer le climat normal en 2050⁷⁹ pour chaque zone climatique et pour chacune des 2 variantes météos retenues. Comme résumé au Tableau 50, les degrés-jours montrent que les besoins de chauffage sont significativement plus faibles (de 13 à 32 % selon le modèle et la période) avec les climats futurs par rapport au climat normal retenu dans l'étude.

Tableau 50 : degrés-jours de chauffage en base 18°C par zone climatique pour les deux scénarios considérés en 2035 et en 2050 et pour la normale 1981-2010

Période (modèle)	Zone climatique								Moyenne	Ecart
	H1a	H1b	H1c	H2a	H2b	H2d	H2c	H3		
1981 - 2010	2559	2821	2299	2282	2320	1730	1819	1469	2162	0 %
2035 (CNRM)	2258	2483	1947	2007	2036	1469	1543	1226	1871	-13 %
2050 (CNRM)	2067	2282	1762	1828	1875	1323	1395	1092	1703	-21 %
2035 (GFDL)	1929	2137	1715	1712	1766	1249	1295	1011	1602	-26 %
2050 (GFDL)	1788	1978	1581	1573	1624	1131	1154	889	1465	-32 %

⁷⁶ 2018 est le millésime de l'Enquête Chauffage. C'est une année plus proche de la période de calage (2012-2017) de l'outil.

⁷⁷ Le modèle du Centre National de Recherches Météorologiques.

⁷⁸ Le modèle du Geophysical Fluid Dynamics Laboratory.

⁷⁹ Le climat normal 2050 est calculé en prenant la moyenne des projections entre 2035 et 2065.

Un réchauffement modéré (2050 CNRM) se traduit par une baisse de la consommation horaire moyenne du chauffage électrique actuel de 14 % par rapport au climat normal actuel⁸⁰ (simulation 2 du Tableau 51). Un réchauffement élevé (2050 GFDL) donne une baisse de 22 % de la consommation moyenne (simulation 3 du Tableau 51).

A noter qu'en prenant une variante supplémentaire (non figurée dans les tableaux de synthèse) avec des PAC air/eau ayant remplacé l'ensemble des chaudières à combustibles fossiles, cette baisse atteint 24 % avec un réchauffement modéré et 31 % avec un réchauffement élevé. Cette baisse plus grande s'explique d'une part par un COP moyen plus élevé en raison des températures plus douces. D'autres part, les logements actuellement chauffés avec des chaudières à combustibles fossiles et susceptibles d'être remplacés par des PAC air/eau dans le futur sont dans l'ensemble moins bien isolés, avec moins de gestion du chauffage et des températures plus élevées que la moyenne du parc de logements. Une météo plus froide en hiver a donc d'autant plus d'effet sur les consommations.

Dans toute la suite, l'évaluation des scénarios s'effectuera par rapport au climat normal de l'étude (1981-2010) et au climat réel 2012, les changements du climat n'ayant a priori que des effets minimisant sur les consommations de chauffage. Nous évitons ainsi de démultiplier les variantes pour chaque climat possible.

5.3.3. Changements liés à l'isolation du bâti

L'amélioration du bâti ancien⁸¹, liée à la nature et à l'intensité des rénovations, peut présenter une grande diversité selon les scénarios et une grande hétérogénéité au sein du parc. Par souci de simplicité, nous avons retenu dans la suite deux niveaux moyens de rénovation du bâti correspondant à deux scénarios issus de l'exercice de prospective que nous utiliserons dans le chapitre suivant (ADEME, 2022) :

- Le « bâti 1 » correspond au niveau d'isolation le plus performant qui est atteint dans le scénario S1 de l'ADEME. Près de 80 % des logements anciens sont rénovés en niveau « BBC rénovation », le niveau de déperdition du bâti moyen est divisé par 2.
- Le « bâti 2 » correspond à un niveau intermédiaire qui est atteint dans le scénario S4 de l'ADEME. 40 % des logements anciens sont rénovés au niveau « BBC rénovation », le niveau de déperdition du bâti moyen est réduit de 25 %.

Nous n'avons pas pris en compte d'hétérogénéité des probabilités de rénovations des logements selon les énergies de chauffage.

Influence sur les consommations horaires moyennes

La mise en œuvre du « bâti 2 » correspond à une diminution de la consommation moyenne horaire de chauffage de 15 % à 18 % à climat normal selon les heures de la journée (simulation 4 du Tableau 51). La baisse est moins marquée pour les logements actuellement chauffés à l'électricité que pour ceux ayant des chaudières à combustible fossiles car ces derniers sont moins bien isolés. De même, adopter le niveau d'isolation du « bâti 1 » amène à une diminution de la consommation de 35 % à 43 % (simulation 5 du Tableau 51).

L'isolation amène à une diminution de la thermosensibilité de 12 % à 30 %. Nous retrouvons bien la décroissance et les ordres de grandeurs qui avaient trouvés à l'échelle d'un bâtiment unique par

⁸⁰ Nous considérons le climat normal 1981-2010 qui s'applique à la décennie 2010. A partir de 2020, c'est le climat normal établi sur la période 1991-2020 qui serait à considérer.

⁸¹ Construit **avant** 2015, dans toute la suite.

(Andrić et al., 2016). Nous pouvons par ailleurs noter que la thermosensibilité décroît moins vite (30 % de baisse) que la consommation (39 % de baisse) (simulation 5 du Tableau 51).

Influence sur la forme de la courbe de charge

Au niveau de la forme de la courbe de charge (Figure 90), une amélioration du bâti au niveau du S1 conduit à une augmentation de 8 points du ratio du pic du matin sur la valeur moyenne (simulation 5 du Tableau 52). Il importe de rappeler qu'il s'agit ici d'une augmentation de la valeur normalisée par la valeur moyenne, et pas d'une augmentation en absolu. Du fait d'une meilleure isolation, lors des réduits de nuit les systèmes de chauffage sont nombreux à ne pas avoir à redémarrer durant la nuit. En revanche, en fin de réduit de nuit, le nombre de systèmes à avoir une relance simultanée augmente parce qu'un plus grand nombre d'entre eux étaient éteints la nuit.

A l'inverse, le ratio du creux de l'après-midi sur la valeur moyenne diminue de 5 points (simulation 5 du Tableau 52). Cela traduit le fait que les apports solaires de l'après-midi couvrent une plus grande partie des besoins de chauffage. Les systèmes de chauffage peuvent s'interrompre en plus grand nombre quand le bâti est isolé.

Comme le matin, le ratio du pic du soir sur la valeur moyenne est plus élevé avec une meilleure isolation (7 points de plus que le cas de référence, simulation 5 du Tableau 52). Cela s'explique par plus de relances simultanées après les apports solaires de l'après-midi et les baisses de consignes de température en milieu de journée.

En résumé, une meilleure isolation thermique conduit à des pics de consommations plus faibles, mais également (de façon moins intuitive) à une courbe de charge plus « contrastée » avec des écarts entre pics et creux de consommation qui sont plus marqués.

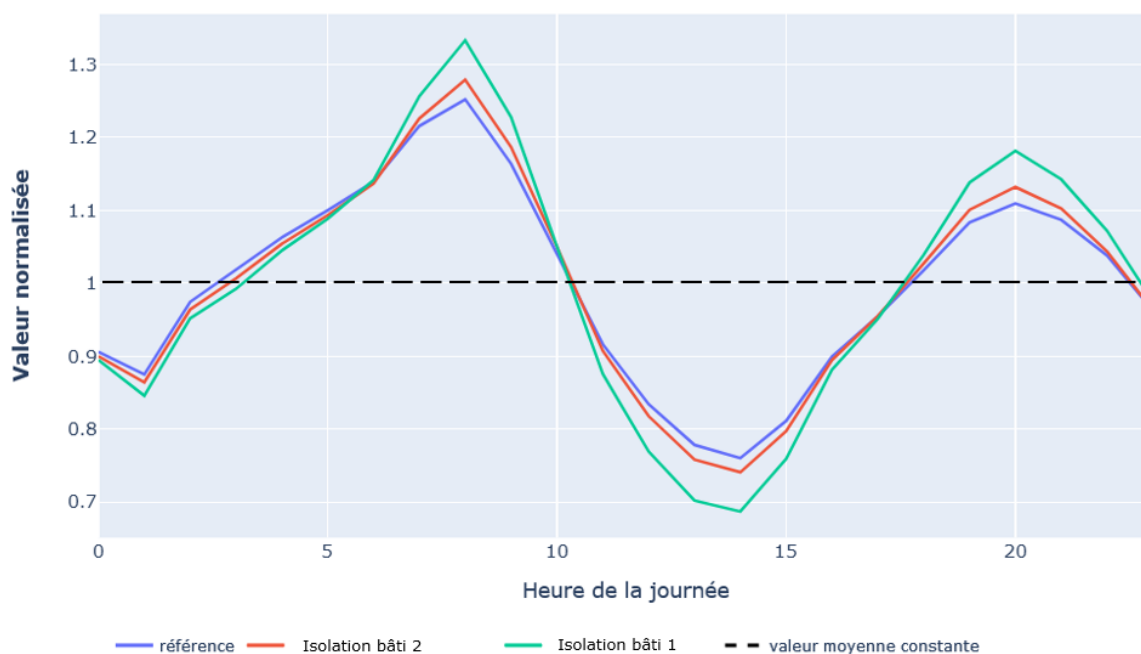


Figure 90 : courbe de charge horaire à climat normal, normalisée par la valeur moyenne de la journée pour la courbe de charge de référence, une variante avec l'isolation de la variante « bâti 2 » et une variante avec l'isolation de la variante « bâti 1 ». Le pointillé noir correspond à la valeur moyenne constante.

5.3.4. Changements liés aux systèmes de chauffage et aux comportements de gestion des ménages

Nous distinguons les changements selon le système initialement utilisé et le système final après substitution.

Notre analyse se concentre principalement sur le passage d'un système de chauffage par effet Joule ou avec une énergie fossile vers des PAC. En effet, ce sont des changements qui vont influencer la courbe de charge électrique. Nous faisons l'hypothèse simplificatrice que le choix du type de PAC (air/air ou air/eau) dépend de la présence préalable (ou non) d'un réseau de distribution d'eau chaude et d'émetteurs (radiateur à eau ou plancher chauffant hydraulique). Ainsi, dans le cadre de substitution par des PAC, les logements ayant un chauffage électrique Joule ne peuvent qu'installer des PAC air/air. En revanche, les logements avec des chaudières alimentées par un combustible fossile ne peuvent passer qu'à des PAC air/eau.

Par ailleurs, seule la biénergie actuellement prise en compte dans le modèle (appoints électriques des logements non principalement chauffés à l'électricité, baisse des besoins liés à la présence d'équipements au bois, cf. 4.4.2) est considérée. Les nouvelles formes de biénergie seraient à quantifier.

Passage du chauffage électrique joule à des PAC air/air

Dans toute la suite, nous évaluons les ordres de grandeur sur la base d'un **remplacement complet du parc de radiateurs électriques⁸² Joule actuel par des PAC air/air** (simulations 6 et variantes 6.1 à 6.6 du Tableau 51 et du Tableau 52). C'est une hypothèse d'école utilisée pour l'étude de sensibilité, mais qui ne peut pas être intégrée à un scénario réaliste.

Lors du passage d'un chauffage électrique par effet Joule à une PAC air/air, les principaux changements liés au système sont :

- Impacts sur la consommation à climat normal :
 - La performance du système de chauffage qui s'accroît significativement (le COP étant très supérieur au rendement de 1 du chauffage direct par effet Joule). Cet effet est du premier ordre. Ainsi, une amélioration supplémentaire du COP (+ 0,7 point en moyenne à climat normal), se traduit par une baisse de 13 % de la consommation moyenne journalière (simulation 6.4 du Tableau 51).
 - Le dimensionnement du système qui est différent, les PAC air/air ayant généralement une puissance installée supérieure à surface équivalente (comme nous l'avons montré au 3.3.6). Nous supposons également que les comportements de diminution de la puissance activée qui s'observaient pour le chauffage avec des radiateurs Joule (3.3.8) disparaissent. La prise en compte de ce changement techno-comportemental accroît les consommations de chauffage initiales de 16 %⁸³. Cette hausse de consommation vient principalement d'une hausse des températures intérieures (à consigne équivalente) dans les zones chauffées, et par suite dans les zones non chauffées. Le changement de dimensionnement du système permet une augmentation des températures plus rapide lors des relances du matin et du soir.
 - Les 2 effets combinés donnent une baisse de 59 % de la consommation moyenne du parc de chauffage électrique actuel à climat normal, en comptant les 2,6 millions de PAC air/air et air/eau déjà existantes dans la référence 2018 (simulation 6 du Tableau 51).

⁸² Nous incluons les radiateurs électriques fixes et les planchers rayonnants électriques.

⁸³ Cette variante a été simulée à part mais ne figure pas dans les tableaux de synthèses de la section 5.3.5.

- Impact sur la dépendance des consommations à la température d'air extérieur. Le COP des PAC air/air est dépendant de la température d'air extérieur, ce qui vient s'ajouter à la thermosensibilité du besoin de chauffage. Ainsi, lors d'une vague de froid comme celle de février 2012, la baisse de consommation ne serait que de 43 % (contre 59 % de baisse à climat normal). De même, la pente de la thermosensibilité (en GW/K) ne baisse que de 42 % (simulation 6 du Tableau 51). Enfin, nous notons un écart de 7 points entre la baisse de la consommation à 0°C (issue de la régression linéaire de la thermosensibilité) et la baisse de la consommation à climat 2012 (simulation 6 du Tableau 52). Cela traduit le fait que la thermosensibilité n'est plus vraiment linéaire, car elle subit l'influence conjointe de l'augmentation des déperditions et de la baisse du COP lorsque la température extérieure diminue.
- Impact sur la forme de la courbe de charge. De même, la fluctuation journalière des températures se répercutent sur le COP et donc sur la forme de la courbe de charge (cf. Figure 91 et Tableau 52). Ainsi, les températures froides de la nuit et du matin font que la forme de la courbe est en hausse de 9 points à 5h du matin. A 8h, l'effet est encore de 8 points. A l'inverse, les températures élevées de l'après-midi occasionnent une baisse de la forme de 9 points. Cet effet n'est pas sensible sur la pointe du soir (1 point de plus). Dans l'ensemble, la forme de la courbe de charge est plus contrastée.

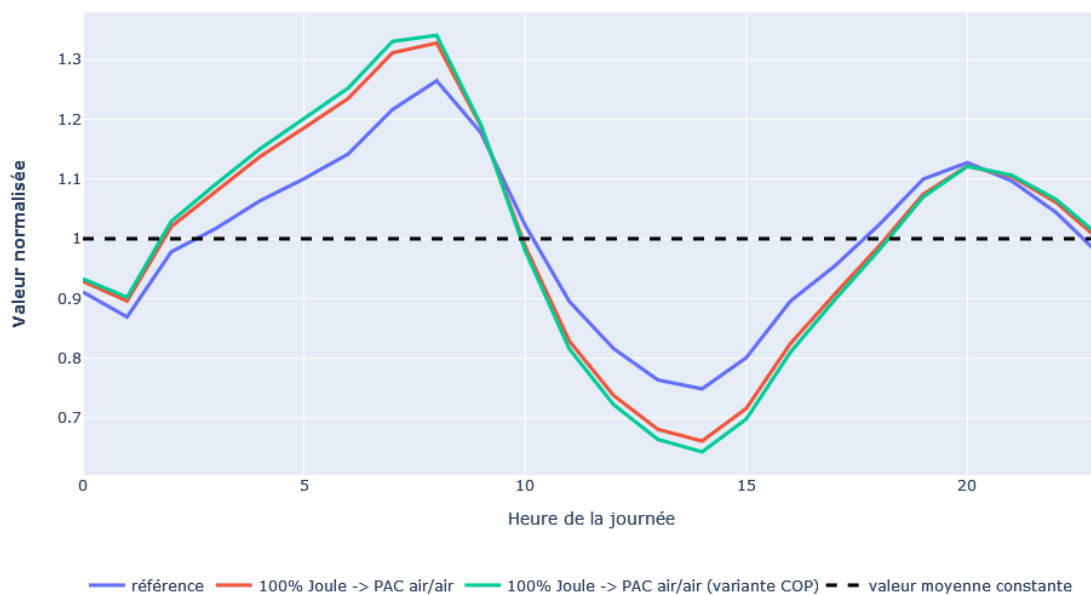


Figure 91 : courbe de charge horaire à climat normal, normalisée par la valeur moyenne de la journée pour la courbe de charge de référence, pour une variante avec l'intégralité du parc chauffé par des radiateurs à effets Joule remplacés par des PAC et une variante avec un COP plus haut. Le pointillé noir correspond à la valeur moyenne constante.

Changements de comportement de gestion du chauffage

Les comportements actuels de chauffage sont différents selon l'équipement de chauffage, il est donc nécessaire de faire des hypothèses supplémentaires sur les comportements de gestion du chauffage : proportion de la surface du logement non chauffée, gestion temporelle du chauffage (différence significative de température de consigne entre les moments de la journée), gestion spatiale du chauffage (différence de température de consigne entre les zones du logement) et la température de confort de la zone jour. Pour une description détaillée de ces comportements et leur répartition à l'échelle du parc nous renvoyons à la section 3.3.8.

Nous pouvons distinguer plusieurs cas de figure :

- Les ménages conservent leur comportement de gestion initial (celui de l'équipement avant la substitution).
- Les ménages adoptent un comportement de gestion propre aux ménages ayant le type d'équipement qu'ils ont après substitution.

Par ailleurs, selon les scénarios, d'autres leviers (sociaux, culturels, économiques) peuvent mener à deux cas de figure opposés :

- Un accroissement du confort (toutes les pièces du logement sont chauffées, la température de confort est plus élevée) et/ou une diminution de la gestion spatio-temporelle.
- Une sobriété accrue : diminution de la fraction de la surface chauffée du logement, gestion spatio-temporelle accrue, voire diminution de la température de confort.

Pour des raisons de concision, nous avons illustré ici seulement trois variantes (« sobriété », « sobriété avec baisse du confort » et « rebond ») :

- La variante « sobriété » correspond à la mise en œuvre d'une gestion spatio-temporelle pour l'ensemble des ménages. Les ménages adoptent les températures de confort des ménages réalisant déjà ce type de gestion. La température moyenne sur la journée résultante est de 0,13°C plus basse. La proportion de surface du logement non chauffée est imposée dans tous les logements. Nous avons pris comme valeur celle du quartile des logements ayant actuellement le plus de surface non chauffée : 17 % des surfaces des pièces de vie et 53 % des chambres ne sont pas chauffées dans cette variante (source Enquête Chauffage).
- La variante « sobriété avec baisse du confort » accentue encore la sobriété en imposant des températures de confort maximales de 19°C dans le salon et 18°C dans les chambres. L'intensité de la gestion temporelle de la variante « sobriété » est conservée. En revanche, nous considérons un rattrapage des ménages qui était auparavant à des températures de confort inférieures à 19°C. En moyenne sur la journée, il en résulte une baisse de température de 0,89°C à l'échelle du parc.
- La variante « rebond » correspond à l'absence de gestion spatio-temporelle dans les zones chauffées (même température partout et sur 24h). Les zones non chauffées actuellement le restent. Les ménages adoptent les températures de confort des ménages ne faisant pas de gestion (soit une hausse de 0,61°C de la température moyenne sur la journée).

Si l'on ajoute chacune de ces variantes au passage des logements chauffés par effet Joule à des PAC air/air, nous avons les changements suivants (simulations 6.1, 6.2 et 6.3 du Tableau 51) :

- La variante « sobriété » mène à une baisse de 60 % de la consommation moyenne (contre 59 % en conservant le comportement inchangé). Le changement est minime, du fait que 60 % des logements concernés (chauffage Joule) ont déjà une gestion importante. En outre, les comportements plus sobres diminuent le besoin de chauffage mais la baisse de consommation effective est « contractée » par l'efficacité élevée des PAC (COP élevé). Concernant la forme de la courbe de charge, celle-ci est plus contrastée (accroissement relatif de la pointe du matin et du soir) du fait de la gestion temporelle supplémentaire (simulation 6.1 du Tableau 52).
- La variante « sobriété avec baisse du confort » a un effet similaire à la variante « sobriété ». Nous pouvons noter une baisse de consommation moyenne de 3 points supplémentaires par rapport à cette dernière (simulation 6.2 du Tableau 51).
- La variante « rebond » donne une baisse de consommation plus basse de 3 points : 56 % de baisse avec « rebond » contre 59 % de baisse à comportement inchangé (simulation 6.3 du Tableau 51). Le changement est bien plus marqué pour la forme de la courbe de charge (Figure 92 et simulation 6.3 du Tableau 52). En l'absence de gestion temporelle, le pic du matin se déplace aux heures les plus froides. La valeur de la nuit (5h) qui était un creux devient un pic (1,32 fois la valeur moyenne) et dépasse la valeur du matin de 8h qui baisse par rapport au cas

de référence (1,18 contre 1,25 fois la valeur moyenne) (Tableau 52). La pointe du soir disparaît puisqu'il n'y a plus d'augmentation de la consigne de température vers 20 heures (suite à des réduits de jour). De surcroît, la contribution des importants apports internes (présence des occupants, cuisson, éclairage, etc.) apporte une inflexion visible⁸⁴ en milieu de soirée.

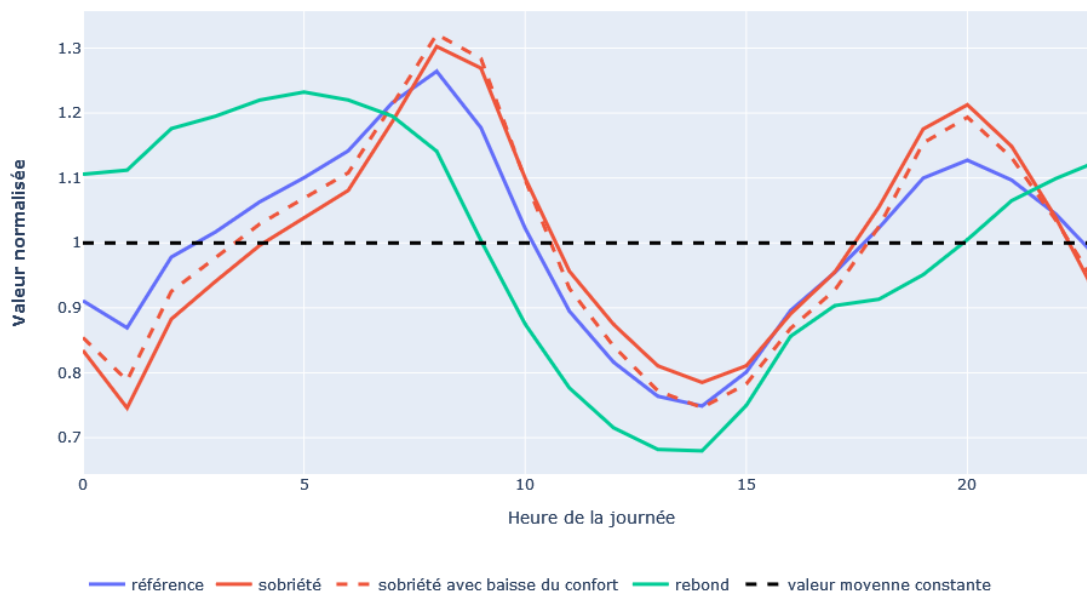


Figure 92 : courbe de charge horaire à climat normal, normalisée par la valeur moyenne de la journée pour la courbe de charge de référence, une variante avec l'ensemble des ménages ayant le comportement « sobriété », une variante avec l'ensemble des ménages ayant le comportement « sobriété avec baisse du confort », et une variante avec l'ensemble des ménages ayant le comportement « rebond ». Le pointillé noir correspond à la valeur moyenne constante.

Passage des chaudières à combustibles fossiles à des PAC air/eau

Le passage des chaudières utilisant des combustibles fossiles à des PAC air/eau a des implications très différentes des PAC air/air en remplacement du chauffage électrique.

En premier lieu, il s'agit directement d'une consommation électrique supplémentaire pour le chauffage, à la différence du remplacement de radiateurs électriques par des PAC air/air qui amène globalement une diminution de la consommation.

Dans toute la suite nous évaluons les ordres de grandeur sur la base d'un **remplacement complet du parc de chaudières à combustibles fossiles par des PAC air/eau** (simulations 7 à 7.6 du Tableau 51). Dans toutes ces variantes, **les consommations de ce parc électrique supplémentaire s'ajoutent au parc chauffé par des systèmes électriques (Joule et PAC) préexistants ainsi que le chauffage électrique d'appoint. Comme pour le remplacement des chauffages électriques Joule, le remplacement à 100 % des chauffages fossiles par des PAC est une hypothèse d'école utilisée pour l'étude de sensibilité, mais ne pourrait être prise en compte pour un scénario réaliste.**

Une deuxième différence d'importance réside dans la nature des logements initialement chauffés avec des chaudières à combustibles fossiles. Ces logements sont en moyenne plus grands et moins bien isolés que les logements actuellement chauffés à l'électricité.

⁸⁴ Cette contribution est identique dans tous les cas, mais elle n'est visible sur la courbe de charge de chauffage que lorsque la température de consigne du chauffage est constante.

La consommation supplémentaire à climat normal de ce changement est de 53 % toutes choses égales par ailleurs (Tableau 51). Pour la météo de février 2012, l'augmentation de la consommation moyenne serait de 60 %, jusqu'à 64 % lors de la pointe du matin.

Variantes liées au comportement des ménages lors du remplacement de 100 % des chauffages fossiles par des PAC

Comme pour la substitution de chauffages joule par des PAC air/air, les mêmes disjonctions de cas selon les comportements des ménages à l'issue du changement de systèmes de chauffage fossiles peuvent être faites. Afin de limiter la diversité des cas d'étude, nous conservons les variantes « sobriété », « sobriété avec baisse du confort » et « rebond » présentées précédemment. Ces variantes correspondent aux simulations 7.1, 7.2 et 7.3 du Tableau 51.

L'augmentation de consommation à climat normal passe de 53 % à 46 % (respectivement 38 %) avec la variante « sobriété » (respectivement « sobriété avec baisse du confort ») (simulations 7.1 et 7.2 du Tableau 51). L'effet est plus marqué que pour le segment des logements Joule vers PAC air/air. En effet, les ménages ayant des chaudières à combustibles fossiles ont initialement moins de comportements de gestion que la moyenne des ménages, et en particulier que ceux chauffés avec des radiateurs électriques Joule. A l'inverse, la variante « rebond » fait passer l'augmentation de 53 % à 63 % (simulation 7.3 du Tableau 51).

Pour la forme de la courbe de charge, les conclusions sont similaires aux paragraphes précédents : les variantes « sobriété » et « sobriété avec baisse du confort » accentuent les pics du matin et du soir. A l'inverse, la variante « rebond » déplace la pointe en début de journée (Tableau 52, simulations 7.1, 7.2 et 7.3).

En valeur absolue, les deux variantes de comportements mènent à des écarts importants sur les appels de puissance.

Variantes liées à la performance du système de chauffage

A la différence des logements avec des radiateurs à effet Joule, il n'y a priori pas de différence de dimensionnement notable du chauffage⁸⁵ entre les chaudières à combustibles fossiles et les PAC air/eau.

Comme pour les PAC air/air, la sensibilité du COP des PAC air/eau à la température extérieure est un élément important. De surcroît, le COP d'une PAC air/eau varie avec la température des émetteurs. Des émetteurs fonctionnant à basse température (plancher chauffant, radiateur basse température) permettent d'atteindre des COP plus élevés. Baisser la température des radiateurs de chauffage nécessite un effort supplémentaire, soit en changeant les émetteurs en même temps que le système, soit en améliorant l'isolation thermique du bâti.

Nous avons quantifié l'effet d'une amélioration supplémentaire du COP (+ 0,7 point en moyenne à climat normal), qui se traduit par une baisse de 9 points de la consommation moyenne journalière (simulation 7.4 du Tableau 51).

⁸⁵ Les puissances effectivement installées sont cependant différentes car les chaudières à combustibles fossiles sont souvent dimensionnées par rapport à une production d'ECS quasi instantanée alors que les PAC air/eau double service ont un ballon d'eau chaude.

Autres types de PAC

Nous n'avons pas pris en compte une modélisation spécifique pour les PAC géothermiques, dont les effectifs restent marginaux dans la plupart des scénarios.

De même, nous n'avons pas de modèle spécifique pour les PAC hybrides qui restent marginales sauf dans les scénarios S3 et S4 de l'ADEME (cf. chapitre 6). Dans nos scénarios, nous les comptons comme des PAC air/eau classiques à climat normal et nous considérerons qu'elles fonctionnent exclusivement au gaz lors des vagues de froid.

Chauffage électrique d'appoint dans les logements chauffés par des énergies fossiles

Nous avons fait l'hypothèse que les radiateurs électriques supplémentaires qui existaient dans le parc de logements avec des chaudières fossiles devenaient inutilisés dès lors que les logements faisaient l'objet d'une amélioration de leur bâti. Cette hypothèse est cohérente, mais en toute rigueur, il serait nécessaire d'approfondir l'étude en vérifiant que l'usage de ces radiateurs supplémentaires ne serait pas amené à persister lorsqu'ils servent uniquement d'appoint dans des pièces du logement non desservies par le réseau de radiateurs à eau. Dans les cas où le bâti n'est pas amélioré, les appoints Joule préexistants sont conservés.

5.3.5. Tableaux de synthèse des métriques pour les composantes de chauffage

Tous les tableaux ci-dessous présentent des valeurs adimensionnelles et relatives. La Figure 93 propose une illustration de leur construction (valeurs utilisées en colonne) et de la normalisation mise en œuvre dans chaque tableau.

	Thermosensibilité		Courbe de charge de chauffage à climat normal					Courbe de charge de chauffage pour la météo de février 2012				
	Puissance à 0°C	Pente	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h
Valeur utilisée	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

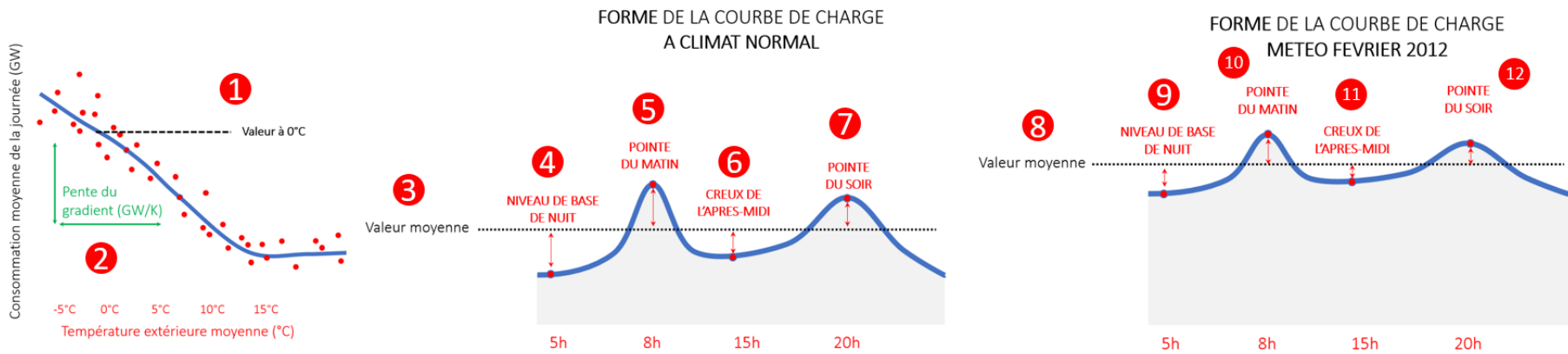


Tableau 1	Pour chaque ligne, la valeur est normalisée par la valeur du cas de référence	
Tableau 2	Pour chaque ligne, la valeur de chaque heure est normalisée par la valeur moyenne à climat normal (3) de la ligne	Pour chaque ligne, la valeur de chaque heure est normalisée par la valeur moyenne pour la météo de février 2012 (8) de la ligne

Figure 93 : illustration des valeurs utilisées pour chaque colonne des tableaux de synthèses et des normalisations utilisées dans chaque tableau.

Tableau 51 : ratio par rapport à la valeur de référence de la thermosensibilité et de la courbe de charge de chauffage agrégée (GW) à climat normal et pour la vague de froid de février 2012 pour l'ensemble des composantes considérées. Lecture : à climat normal, avec tous les logements Joule passés en PAC air/air, la pointe du matin de 8h diminue de 56 %. Cette baisse est de 40 % avec la météo de février 2012.

RATIO PAR RAPPORT A LA VALEUR DE REFERENCE

N°) Composante considérée (Variante éventuelle précisée entre parenthèse)	Thermosensibilité		Courbe de charge de chauffage à climat normal				Courbe de charge de chauffage pour la météo de février 2012					
	Puissance à 0°C	Pente	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h
1) Référence	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
2) Climat normal 2050 CNRM			0,86	0,83	0,89	0,88	0,84					
3) Climat normal 2050 GFDL			0,78	0,75	0,82	0,78	0,77					
4) Isolation niveau BBC bâti 2	0,85	0,88	0,84	0,83	0,85	0,82	0,85	0,86	0,87	0,88	0,83	0,87
5) Isolation niveau BBC bâti 1	0,64	0,70	0,61	0,60	0,65	0,57	0,65	0,66	0,68	0,70	0,60	0,70
6) 100% Joule -> PAC air/air	0,50	0,58	0,41	0,44	0,44	0,36	0,42	0,57	0,61	0,60	0,51	0,57
6.1) variante du 6) (sobriété)	0,48	0,57	0,40	0,40	0,43	0,35	0,43	0,56	0,58	0,59	0,50	0,57
6.2) variante du 6) (sobriété avec baisse du confort)	0,46	0,56	0,37	0,39	0,41	0,32	0,40	0,53	0,56	0,58	0,47	0,56
6.3) variante du 6) (rebond)	0,52	0,60	0,44	0,53	0,42	0,36	0,40	0,59	0,67	0,57	0,50	0,55
6.4) variante du 6) (meilleur COP)	0,45	0,54	0,36	0,39	0,39	0,31	0,36	0,52	0,55	0,55	0,46	0,52
6.5) variante du 6) (BBC bâti 2)	0,41	0,50	0,34	0,36	0,37	0,29	0,35	0,48	0,52	0,51	0,41	0,49
6.6) variante du 6) (BBC bâti 1)	0,30	0,38	0,24	0,26	0,28	0,20	0,26	0,36	0,39	0,40	0,29	0,38
7) Joule existant + 100% Fossile -> PAC air/eau	1,55	1,59	1,53	1,53	1,59	1,51	1,55	1,60	1,62	1,64	1,55	1,63
7.1) variante du 7) (sobriété)	1,50	1,57	1,46	1,39	1,53	1,47	1,59	1,56	1,54	1,61	1,54	1,64
7.2) variante du 7) (sobriété avec baisse du confort)	1,43	1,56	1,38	1,34	1,46	1,33	1,47	1,51	1,49	1,57	1,46	1,59
7.3) variante du 7) (rebond)	1,63	1,63	1,63	1,82	1,48	1,51	1,48	1,67	1,77	1,55	1,55	1,59
7.4) variante du 7) (meilleur COP)	1,47	1,51	1,44	1,45	1,49	1,41	1,46	1,52	1,51	1,54	1,49	1,55
7.5) variante du 7) (BBC bâti 2)	1,28	1,36	1,24	1,24	1,33	1,19	1,29	1,34	1,36	1,41	1,25	1,39
7.6) variante du 7) (BBC bâti 1)	0,93	1,04	0,88	0,87	0,98	0,80	0,96	0,99	1,02	1,10	0,86	1,07

Tableau 52 : Métriques de forme (valeur à chaque heure divisée par la valeur moyenne journalière de chaque météo) de la courbe de charge de chauffage agrégée (GW) à climat normal et pour la vague de froid de février 2012 pour l'ensemble des composantes considérées. Lecture : A climat normal, à 8h, dans le cas de référence la puissance appelée vaut 1,25 fois la puissance moyenne. Avec la météo de février 2012, à 15h, avec le niveau d'isolation BBC du S1 (toutes choses égales par ailleurs) la puissance appelée vaut 0,72 fois la puissance moyenne.

FORME DE LA COURBE DE CHARGE DE CHAUFFAGE

VALEURS DE CHAQUE MOMENT DE LA JOURNEE NORMALISEES PAR LA VALEUR MOYENNE

N°) Composante considérée (Variante éventuelle précisée entre parenthèse)	Courbe de charge de chauffage à climat normal					Courbe de charge de chauffage pour la météo de février 2012				
	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h
1) Référence	1,00	1,10	1,25	0,81	1,11	1,00	1,17	1,18	0,79	1,03
2) Climat normal 2050 CNRM	1,00	1,05	1,29	0,82	1,08					
3) Climat normal 2050 GFDL	1,00	1,05	1,32	0,81	1,09					
4) Isolation niveau BBC bâti 2	1,00	1,09	1,28	0,80	1,13	1,00	1,18	1,21	0,77	1,05
5) Isolation niveau BBC bâti 1	1,00	1,09	1,33	0,76	1,18	1,00	1,19	1,25	0,72	1,09
6) 100% Joule -> PAC air/air	1,00	1,19	1,33	0,72	1,12	1,00	1,25	1,24	0,70	1,03
6.1) variante du 6) (sobriété)	1,00	1,12	1,37	0,73	1,20	1,00	1,22	1,26	0,71	1,07
6.2) variante du 6) (sobriété avec baisse du confort)	1,00	1,16	1,39	0,70	1,18	1,00	1,22	1,28	0,69	1,07
6.3) variante du 6) (rebond)	1,00	1,32	1,18	0,67	1,00	1,00	1,32	1,14	0,67	0,96
6.4) variante du 6) (meilleur COP)	1,00	1,20	1,34	0,70	1,12	1,00	1,24	1,24	0,70	1,03
6.5) variante du 6) (BBC bâti 2)	1,00	1,18	1,36	0,70	1,15	1,00	1,26	1,27	0,68	1,05
6.6) variante du 6) (BBC bâti 1)	1,00	1,17	1,42	0,66	1,19	1,00	1,27	1,33	0,63	1,09
7) Joule existant + 100% Fossile -> PAC air/eau	1,00	1,10	1,30	0,80	1,13	1,00	1,18	1,21	0,77	1,05
7.1) variante du 7) (sobriété)	1,00	1,05	1,31	0,81	1,20	1,00	1,15	1,21	0,78	1,08
7.2) variante du 7) (sobriété avec baisse du confort)	1,00	1,07	1,33	0,79	1,18	1,00	1,15	1,23	0,76	1,09
7.3) variante du 7) (rebond)	1,00	1,23	1,14	0,75	1,01	1,00	1,24	1,10	0,73	0,98
7.4) variante du 7) (meilleur COP)	1,00	1,11	1,30	0,79	1,13	1,00	1,16	1,20	0,77	1,06
7.5) variante du 7) (BBC bâti 2)	1,00	1,10	1,34	0,78	1,15	1,00	1,19	1,24	0,74	1,07
7.6) variante du 7) (BBC bâti 1)	1,00	1,09	1,40	0,74	1,21	1,00	1,21	1,31	0,69	1,11

5.4. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les tendances passées de l'évolution du parc de logements et de systèmes de chauffage, de son environnement et des comportements des ménages qui les occupent. Ces tendances sont une première étape d'analyse importante pour apprécier les changements portés par les scénarios que nous introduirons au chapitre suivant.

Nous avons mis en œuvre une partie des choix méthodologiques qui permettent une projection réaliste des déterminants environnementaux, techniques et comportementaux de la demande en énergie (Objectif D de la thèse). Cependant, nous n'avons pas mené nous-même la construction de scénarios et la projection de chacun de ces déterminants. Ce chapitre a été l'occasion de présenter les choix déjà mis en œuvre, et d'analyser l'influence de composantes « caricaturales » sur la courbe de charge. Le chapitre suivant proposera de calculer les courbes de charges de scénarios existants.

Nous avons détaillé la méthode mise en œuvre pour quantifier la projection des principales variables à l'échelle du parc. C'est celle que nous utiliserons pour la projection du parc associée à chacun des scénarios.

Chaque scénario est un ensemble complexe, qui mobilise un grand nombre de composantes. Ces différents leviers ne vont pas avoir les mêmes effets sur la courbe de charge, et ils peuvent interférer entre eux. Avant d'évaluer des scénarios, nous avons choisi de faire une analyse de sensibilité de chacune de leurs composantes en regardant leur effet sur le niveau de la courbe de charge (consommation moyenne journalière), sur la thermosensibilité et sur la forme journalière (rapport des pointes ou des creux de consommation sur la consommation moyenne journalière).

La plupart des leviers contribuent à baisser la consommation moyenne journalière d'électricité. Par ordre d'importance, nous pouvons citer : le passage de chauffage électrique Joule à des PAC air/air, l'isolation thermique des logements, le réchauffement climatique et les mesures de sobriété. A l'inverse, le passage de chaudières fossiles à des PAC air/eau augmente naturellement la consommation d'électricité, puisqu'elle en augmente les effectifs. Cependant, combiné à une rénovation performante de 80 % des logements existants (même dans un scénario irréaliste où l'intégralité des chaudières fossiles seraient remplacées par des PAC air/eau **et** en conservant les logements déjà chauffés à l'électricité actuellement (Joule)), cette électrification ne conduit pas à une augmentation de la consommation moyenne pour une vague de froid exceptionnelle comme février 2012 (simulation 7.6 du Tableau 51).

Concernant la thermosensibilité, elle diminue avec le passage du chauffage électrique Joule à des PAC air/air ou l'isolation thermique des logements ; et s'accroît avec le passage des chaudières fossiles à des PAC air/eau. Nous pouvons toutefois noter que cette décroissance (ou cette croissance) se fait moins vite (resp. plus vite) que la diminution (resp. l'augmentation) de la valeur moyenne. Cela signifie que les variations saisonnières, ou lors de vague de froid, sont de plus grandes amplitudes relativement à la consommation moyenne journalière à climat normal.

Concernant la forme de la courbe de charge, les conclusions sont inversées par rapport à la consommation moyenne journalière. Ainsi, à comportement identique, le passage à des PAC ou l'isolation thermique des logements augmentent le contraste entre la pointe de chauffage du matin et la valeur moyenne, et ainsi que celui entre le creux de l'après-midi et la valeur moyenne. La courbe de charge dans son ensemble est plus « contrastée ».

Les comportements de gestion temporelle du chauffage ont naturellement un effet marqué sur la forme de la courbe de charge. Une généralisation des comportements de gestion (variantes « sobriété » et « sobriété avec baisse du confort ») accentue encore le contraste de la courbe de

charge. A l'inverse, la disparition de la gestion temporelle (variante « rebond ») déplace la pointe de chauffage aux heures les plus froides (en fin de nuit) et non plus lors de la relance matinale du chauffage. En l'absence de relance en soirée pour atteindre la température de confort, la pointe du soir du chauffage est également moindre par rapport à la valeur moyenne.

Dans le chapitre suivant, nous insisterons sur l'appréciation d'ensemble qui doit être faite d'un scénario. Les résultats en termes de consommations doivent constamment être ramenés aux composantes propres à chaque scénario. Nous commencerons donc par détailler les modalités de construction, les leviers et les hypothèses sous-jacentes de chaque scénario, avant d'analyser les courbes de charges qui en découlent.

Chapitre 6

Evaluation de scénarios de transition

6. Evaluation de scénarios de transition

Ce chapitre vise à évaluer des scénarios de transition, pour le parc de logements français à l'horizon 2050. Nous n'avons pas construit nous-même des scénarios selon l'objectif D de « projections réalistes de l'ensemble des déterminants à l'horizon 2050. » Nous faisons le choix de faire cette étude sur la base de scénarios publics existants. Nous rappelons la méthode mise en œuvre pour la construction de scénarios. Puis, nous présentons les scénarios retenus⁸⁶ et complétons les hypothèses nécessaires au calcul des courbes de charges. Enfin, nous analysons les résultats issus des simulations de la courbe de charge correspondant à ces scénarios. Nous nous limitons à la courbe de charge de chauffage électrique dans ce chapitre.

6.1. Construction de scénarios prospectifs

6.1.1. Mise en œuvre de la démarche prospective

Comme nous l'avons brièvement présenté précédemment (2.1.1), l'objet de la méthodologie prospective n'est pas de fournir une prévision mais d'éclairer l'univers des futurs possibles à partir de scénarios contrastés (Jouvenel and Fish, 2004). Chaque scénario décrit une trajectoire possible, avec un récit qui a sa cohérence propre. Le narratif associé à chaque scénario décrit notamment les éléments moteurs des changements au sein du scénario. La plupart des exercices de prospective que nous mentionnerons dans la suite sont réalisés sous contrainte d'atteindre la neutralité carbone en 2050. Les différences entre les scénarios résident donc dans la façon dont cette neutralité est atteinte.

Par exemple, un scénario axé sur le « progrès technologique » peut chercher à mobiliser tous les leviers techniques possibles afin de maintenir (ou d'améliorer) le niveau de biens et de services pour chaque individu (mobilité, température dans les logements, alimentation, produits manufacturés, construction de nouveaux logements, etc.). L'efficacité énergétique sera alors le principal moteur. A l'inverse, un scénario axé sur la « sobriété » mobilisera les changements de comportements des individus et d'organisation de la société (moins de mobilité, de produits manufacturés, d'alimentation carnée, une baisse de la température dans les logements, l'utilisation des bâtiments existants, etc.). Ils deviennent l'un des moteurs principaux de la baisse des émissions de GES. Pour atteindre la neutralité, un effort d'efficacité énergétique est également requis dans ces scénarios, même s'il est de moindre ampleur.

Chaque scénario est décrit finement au niveau des variables qui le constituent. Les ensembles de variables cohérentes sont regroupés en composantes. Par exemple, la composante « rénovation thermique des logements » regroupe l'ensemble des variables caractérisant le type de rénovation mise en œuvre, la performance des isolations, etc.

6.1.2. Illustrations avec des scénarios prospectifs existants

L'ADEME a mené, sur plus de deux ans et en concertation avec de nombreux acteurs, l'étude « Transition(s) 2050 » (ADEME, 2022). Elle vise à dresser des scénarios qui englobent le panorama complet de la société, des modes de vie à l'économie, en passant par tous les principaux secteurs émetteurs de GES (mobilités, alimentation, habitat). Dans cette thèse, nous nous limitons à la

⁸⁶ Parmi les scénarios publics existants à 2050, nous avons choisi d'illustrer les potentialités de notre modèle avec l'étude « Transition(s) 2050 » (ADEME, 2022) en raison du contraste entre les 4 scénarios proposés et de l'important niveau de détails donnés dans leur description (ce qui limite le nombre d'hypothèses supplémentaires à faire pour pouvoir calculer des courbes de charge chauffage).

modélisation de la demande en énergie, mais l'étude de l'ADEME intègre également la production d'énergie, l'évaluation des émissions de GES et les puits de carbone. Nous ne nous focalisons que sur les composantes en lien avec l'habitat, mais les choix des hypothèses des scénarios de l'ADEME intègrent les liens entre les différents secteurs.

L'exercice de prospective se structure autour d'un scénario tendanciel (abrégé **Tend** dans la suite) (qui n'atteint pas les objectifs de neutralité carbone) et de quatre scénarios : **S1** « Génération frugale », **S2** « Coopérations territoriales », **S3** « Technologies vertes » et **S4** « Pari réparateur ».

L'ADEME a synthétisé les choix de modes de vie correspondant à chacun de ses scénarios (Figure 94). Nous avons laissé à dessein les narratifs pour l'ensemble des modes de vie (société, alimentation, habitat et mobilité) qui éclairent l'état d'esprit de chacun des scénarios.

LA SOCIÉTÉ EN 2050

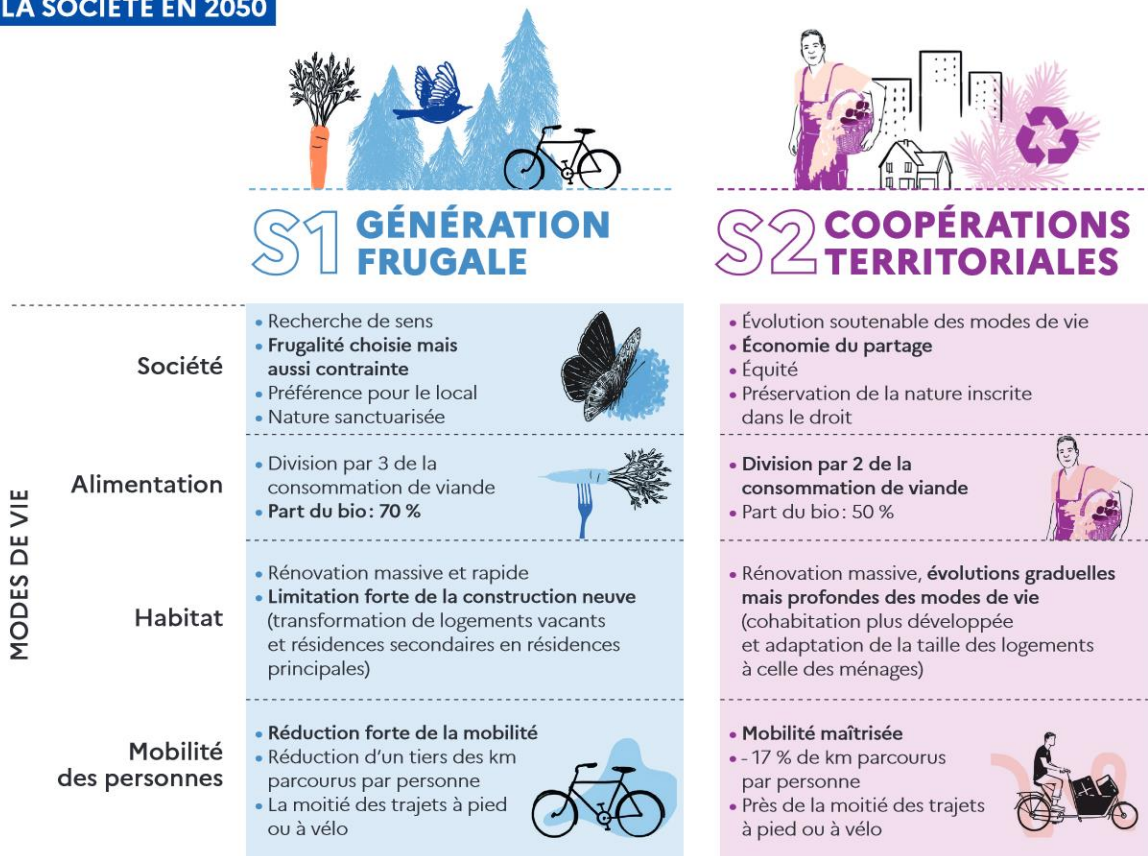




Figure 94 : descriptifs des modes de vies au sein des scénarios « Transition(s) 2050 » de l'ADEME. © ADEME/Stéphane Kiehl

6.2. Hypothèses détaillées des scénarios retenus

Nous passons désormais en revue les hypothèses retenues pour le secteur résidentiel. Nous examinons dans un premier temps les hypothèses telles que formulées dans les scénarios « Transition(s) 2050 ». Puis, nous précisons les hypothèses supplémentaires que nous avons eu à prendre pour nos simulations, car le descriptif des scénarios ADEME ne donne pas toutes les variables d'entrée nécessaires à notre modèle pour le calcul de la courbe de charge du chauffage.

6.2.1. Hypothèses formulées dans le rapport ADEME « Transition(s) 2050 »

Au sein du secteur du bâtiment, les différentes composantes sont mobilisées de façon très contrastée comme le montre le Tableau 53. Dans toute la suite, sauf mention contraire, les chiffres avancés sont issus de l'analyse du rapport (ADEME, 2022).

Leviers d'actions à l'échelle du parc

La sobriété et l'efficacité de l'usage du parc de logements sont poussées au maximum au sein des scénarios S1 et S2. Cela se traduit par une mobilisation importante du parc existant (notamment en transformant une partie des logements vacants et des résidences secondaires en résidences principales) et une diminution de la surface par personne. Cela permet de limiter la part des logements neufs⁸⁷ à 13 et 16 % du parc en 2050 selon les scénarios, et à seulement 32 millions le nombre de résidences principales (la taille des ménages étant plus élevée).

⁸⁷ Construit après 2015, dans toute la suite.

A l'inverse, dans les scénarios S3 et S4, le nombre de logements neufs construits est important pour diminuer le besoin thermique moyen des bâtiments. Les parts des logements neufs atteignent respectivement 35 % et 29 % en 2050 dans ces deux scénarios.

Le développement des réseaux de chaleur urbains est marqué au sein des scénarios S2 et S3. Ils atteignent 16 % et 24 % des chauffages en 2050, contre 7 à 11 % dans les autres scénarios (cf. Tableau 54).

Tableau 53 : niveau d'intensité des composantes mobilisées au sein des scénarios Transitions 2050 de (ADEME, 2022)

Levier	TEND	S1	S2	S3	S4
À L'ÉCHELLE DU PARC (OU DU QUARTIER)					
Sobriété (limiter la surface par personne)		++++	+++		
Efficacité (optimiser l'usage du parc existant)		++++	+++		
Énergies ou matériaux moins impactants (développer les réseaux de froid et de chaleur urbaine)	+	+	+++	+++	+
Compensation (capter et stocker le carbone pour compenser les émissions du secteur bâtiment)			+	+	++++
À L'ÉCHELLE DU BÂTIMENT ET DE SES OCCUPANTS					
Sobriété					
Utiliser moins d'équipements		++++	+++		-
Mieux dimensionner les équipements		+++	++	-	--
Moins utiliser les équipements		+++	++	-	--
Efficacité					
Baisser le besoin thermique du bâtiment	+	++++	+++	+++	++
Améliorer le rendement des équipements	+	++	++	++++	++++
Réemployer, réutiliser, recycler les matériaux et équipements	+	+	+	++	+
Utiliser des énergies ou des matériaux peu impactants pour l'environnement					
Changer le vecteur énergétique	+	++++	++++	++++	+
Adopter des modes constructifs avec des matériaux et équipements moins impactants	+	++++	+++	++	+
Compenser les impacts résiduels					
Compenser les émissions carbone des bâtiments neufs				+++	++++
Stocker le carbone dans les matériaux	+	+++	++++	++	+

Leviers d'actions à l'échelle des logements et des ménages

La sobriété dans l'usage des équipements électriques spécifiques et thermiques toutes énergies est uniquement mobilisée au sein des scénarios S1 et S2. Cela se traduit notamment par une baisse des températures de consigne de chauffage, une moindre consommation d'eau chaude sanitaire (de 10 à 20 %) et une diminution du nombre et de l'intensité d'utilisation de nombreux appareils (moins de lavage et de séchage, d'éclairage « décoratif », des économies sur la cuisson en mutualisant, en couvrant, etc.).

L'efficacité énergétique suit deux logiques différentes selon qu'elle s'applique aux logements ou aux équipements. Les scénarios S1 et S2 privilégient l'efficacité énergétique des bâtiments, avec des niveaux de rénovation très élevés (autour de 80 % du parc ancien⁸⁸ au niveau BBC). Les niveaux de rénovation du bâti sont beaucoup plus faibles dans les scénarios S3 et S4 (22 à 40 %).

Ces niveaux de rénovation plus faibles dans S3 et S4 s'expliquent d'une part par des taux de destruction des logements anciens bien plus importants (6,5 millions de logements détruits dans le scénario S3 contre seulement 0,5 millions dans le scénario S1), remplacés par de nombreux logements neufs plus performants. D'autre part, les scénarios S3 et S4 ont un recours beaucoup plus important à l'efficacité énergétique des équipements thermiques, notamment par l'usage massif de PAC. Pour les équipements électriques spécifiques, le remplacement rapide par des appareils plus efficaces est privilégié par rapport à la sobriété.

Changement d'énergie de chauffage

L'ensemble des systèmes énergétiques présents dans le parc de logements est principalement contrasté sur la base de 5 variables. Les deux systèmes principaux de chauffage (Joule électrique et gaz) qui se partagent actuellement la majorité du parc de logements sont appelés à être remplacés plus ou moins fortement par des PAC, de la biomasse-énergie et des réseaux de chaleurs urbains (RCU). Les scénarios font varier l'intensité de cette transition et les parts de marchés finales de ces systèmes. D'autres systèmes (fioul, GPL) sont amenés à disparaître dans tous les scénarios. Les effectifs et la composition du parc en 2050 dans les différents scénarios sont synthétisés au Tableau 54. Nous utilisons directement ces données pour le calage sur marge de notre modèle, tel que décrit dans la section 5.2.

Dans tous les scénarios, le nombre de logements restant chauffés à l'électricité par effet Joule diminue significativement. La principale différence réside dans l'intensité de cette réduction (d'un facteur 2 à 8) et le système de chauffage utilisé en remplacement : une PAC air/air (en l'absence de radiateurs à eau préexistants) ou du bois (insert, etc.).

De même, le nombre de logements restant chauffés au gaz est appelé à fortement diminuer dans les scénarios S1 et S2 au profit des PAC air/eau, de la connexion à un réseau de chaleur ou d'une chaudière biomasse (bois, granulés, etc.) tirant profit des radiateurs à eau existants dans ces logements. Dans les scénarios S3 et S4, la diminution du nombre de chaudières gaz est tout aussi marquée, mais elles sont surtout remplacées par des PAC hybrides (gaz/électricité) qui équipent 4 à 5 millions de logements en 2050.

Une pompe à chaleur hybride est un dispositif de chauffage central et de production d'ECS associant dans un même produit une PAC air/eau, une chaudière utilisant un combustible fossile, et un système de régulation qui détermine quand et comment fonctionnent les deux équipements tout en garantissant la fourniture de la chaleur nécessaire. La PAC peut donc couvrir une part plus ou moins forte des besoins thermiques et à date, il n'existe aucun dispositif réglementaire contraignant qui permette de garantir un taux de couverture minimum par la PAC, ni en France, ni en Europe.

Dans le cadre de cette thèse, nous n'avons pas modélisé les PAC hybride, de nombreuses hypothèses sur leur dimensionnement et leur régulation seraient nécessaires. En l'absence de modèle pour les PAC hybride, nous avons fait les deux hypothèses simplificatrices suivantes :

- Lors de vagues de froid intense comme février 2012, nous supposons que toutes les PAC hybrides ne consomment que du gaz.

⁸⁸ Construit **avant** 2015, dans toute la suite.

- A climat normal, nous faisons l'hypothèse, conservative pour la consommation d'électricité⁸⁹, que les PAC hybrides ne consomment que de l'électricité. En pratique, nous considérons simplement un accroissement de l'effectif de PAC air/eau. Ainsi, à climat normal nous ajoutons respectivement 5,3 et 4,5 millions de PAC air/eau aux effectifs de PAC électriques des scénarios S3 et S4.

En dehors des scénarios S3 et S4, nous avons simplifié les hypothèses de l'ADEME en négligeant la contribution des PAC hybrides, et nous les avons comptées comme des chaudières à gaz.

Les logements fioul et GPL disparaissent également au profit des PAC air/eau ou du bois (chaudière bois, granulés, etc.) tirant profit des radiateurs à eau existant dans ces logements.

Le nombre de logements chauffés avec des PAC 100 % électriques (air/air et air/eau) augmente fortement dans tous les scénarios (8,8 à 18,8 millions de PAC électriques). La hausse est moindre dans les scénarios qui s'appuient plus sur le bois (S1, S2) ou les réseaux de chaleurs (S3).

Le nombre de logements chauffés au bois varie d'un facteur 6 entre le scénario S1 (qui en fait presque le mode de chauffage principal dominant, à égalité avec les PAC) et le scénario S4 où il reste marginal. De même, le développement des RCU est très contrasté, il est peu marqué dans les S1 et S4 mais atteint 5 à 8 millions de logements dans les S2 et S3.

Tableau 54 : effectifs des résidences principales par système principale de chauffage dans les scénarios Transitions 2050 de l'ADEME. Source (ADEME, 2022)

RP par énergies principales de chauffage (millions)	2015	2050				
		Tend	S1	S2	S3	S4
PAC électriques	1,2	11,8	12,2	10,8	8,8	18,8
Joule	8,2	4,2	1	2,1	1,8	1,2
Gaz	10,1	9,6	3,2	4,3	9,4	9,55
<i>Dont PAC hybrides</i>	0,1	1	0	0,15	5,3	4,5
Bois	3,8	5,2	12,1	9,8	6	2
RCU	1,5	3	3,5	5	8	2,4
Fioul	3,3	0,1	0	0	0	0,05
GPL	0,35	0,1	0	0	0	0
Total	28,45	34	32	32	34	34
Part du chauffage électrique (Joule + PAC)						
<i>Avec les PAC hybrides</i>	33 %	50 %	41 %	41 %	47 %	72 %
<i>Sans les PAC hybrides</i>	33 %	47 %	41 %	40 %	31 %	59 %

⁸⁹ Pour un mois de janvier à climat normal, la part des besoins couverts par l'électricité dans les PAC hybrides dépend de la température d'air extérieur de chaque zone climatique d'une part, et du type de régulation des PAC hybrides d'autre part (Vuillecard, 2013).

6.2.2. Hypothèses supplémentaires

Uniformisation de la performance de la rénovation et de la qualité du bâti neuf

Afin de rendre nos comparaisons entre scénarios plus faciles, nous avons considéré que le niveau de performance des rénovations était identique pour les scénarios S1 et S2. Le niveau d'isolation est celui du scénario S1, tel que présenté au 5.3.3. De même, nous avons pris le même niveau de performance de la rénovation pour les scénarios S3 et S4 (Tableau 55).

De la sorte, il y a un niveau de rénovation « performante » pour les S1 et S2, et « moyenne » pour les S3 et S4. Nous prenons l'hypothèse conservatrice qu'il n'y a pas d'amélioration du bâti dans le scénario tendanciel. Enfin, nous avons supposé qu'il n'y avait pas de différence entre les scénarios pour la performance de l'isolation des logements neufs (Tableau 55).

Tableau 55 : proportion de logements neufs de l'ADEME et hypothèses sur le niveau de rénovation du bâti ancien et le niveau de performance du bâti neuf pour les 5 scénarios.

Scénario	2020	2050				
		Tend	S1	S2	S3	S4
Proportion de logements neufs (En 2050)		29 %	13 %	16 %	35 %	29 %
Niveau d'isolation du bâti ancien	Référence	Inchangé	80 % rénové en BBC (les déperditions globales baissent de 50 %)		40 % rénovés en BBC (les déperditions globales baissent de 25 %)	
Niveau d'isolation du bâti neuf		BBC				

Comportement de gestion des ménages

Trois comportements sont possibles tels que définis au 5.3.4 :

- Une variante « sobriété avec baisse du confort » que nous associons au narratif du scénario S1, où les ménages font plus de gestion spatiale et temporelle, avec une baisse de la température de confort à 19°C dans la zone jour.
- Une variante « sobriété » que nous associons au narratif du scénarios S2, où les ménages font plus de gestion spatiale et temporelle, avec une baisse très faible de la température de confort.
- Une variante « rebond » que nous associons aux narratifs des scénarios S3 et S4, les ménages ne font plus de gestion temporelle ni spatiale et la température de confort augmente.

Performance des PAC

Nous avons fait l'hypothèse conservatrice que les COP moyens des PAC ne s'améliorent pas entre le début des scénarios et 2050. Les valeurs moyennes des COP sur une journée en fonction de la météo et pour chaque technologie de PAC sont données dans le Tableau 56.

Nous conservons les modèles polynomiaux de PAC introduits au 2.4.2, nous négligeons cependant l'effet de l'inertie supplémentaire des émetteurs.

Nous supposons que les taux de substitution des PAC sont uniformes à l'échelle du territoire, il n'y a pas de taux d'installation plus élevé là où les climats sont les plus doux en hiver.

La mise en place d'émetteurs basse température (planchers ou radiateurs basses températures) permet d'améliorer le COP des PAC air/eau en abaissant la température de la boucle d'eau. Nous supposons que la mise en œuvre de ces émetteurs est systématique dans les logements neufs, et en cas de rénovation performante dans les logements existants.

Les COP moyens des parcs PAC qui découlent de ces hypothèses sont présentés dans le tableau ci-dessous.

Tableau 56 : valeur moyenne des COP du parc de pompes à chaleur sur une journée en fonction de la météo et du type de PAC.

Météo	COP moyen du parc de PAC sur la journée (Prenant en compte le cyclage et la dégradation du COP des PAC air/eau par leurs appoints le cas échéant)		
	PAC air/air	PAC air/eau (Dans le neuf ou en rénovation performante)	PAC air/eau (Hors rénovation performante)
Climat normal 1981-2010 (Janvier)	3,8	3,7	3,2
Vague de froid exceptionnelle (Février 2012)	2,6	2,6	2,1

Utilisation des appoints électriques

Nous rappelons que les appoints sont les radiateurs électriques (fixes ou mobiles) présents dans les logements non principalement chauffés à l'électricité aujourd'hui, et qui couvrent une fraction des besoins thermiques du logement lors des vagues de froid (cf. Etape 3 du 4.4.2).

Dans la projection du parc, les appoints sont supposés perdurer uniquement dans les logements qui ne font ni rénovation performante ni changement de système de chauffage.

Changement de systèmes de chauffage et systèmes installés dans le neuf

Pour les besoins de nos simulations, nous avons défini certaines hypothèses qui n'étaient pas détaillées dans le rapport (ADEME, 2022) ; en particulier celui-ci ne donne pas la répartition des systèmes de chauffage en distinguant les logements neufs et existants. Le Tableau 57 détaille ainsi la proportion des logements anciens ayant changé de système et le Tableau 58 les parts de marché par système. Enfin, les parts de marché au sein des logements neufs sont détaillées au Tableau 59.

L'effectif final qui est associé à chaque mode principal de chauffage est fixé par le calage sur marge directement sur les valeurs du Tableau 54. C'est le calage sur marge qui définit les poids de chaque logement et donc leur contribution dans la courbe de charge agrégée (GW).

Tableau 57 : proportion des logements anciens (existant à l'année de départ du scénario) ayant changé d'énergie principale de chauffage par rapport à l'année de départ, pour chaque scénario

	Tend	S1	S2	S3	S4
PAC	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Joule	49 %	88 %	74 %	78 %	85 %
PAC hybride	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Gaz hors PAC hybride	5 %	68 %	57 %	59 %	50 %
Bois	0 %	0 %	0 %	0 %	47 %
RCU	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Fioul	97 %	100 %	100 %	100 %	98 %
GPL	71 %	100 %	100 %	100 %	100 %

Tableau 58 : proportion des logements ayant changé de système principal de chauffage en fonction du système initial et final, pour chaque scénario

	Tend	S1	S2	S3	S4
D'une chaudière à combustible fossile...					
... vers bois	20 %	50 %	40 %	10 %	0 %
... vers RCU	0 %	10 %	30 %	65 %	10 %
... vers PAC air/air	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
... vers PAC air/eau ⁹⁰	80 %	40 %	30 %	35 %	90 %
Total	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
D'un chauffage électrique Joule...					
...vers bois	20 %	50 %	40 %	30 %	0 %
... vers RCU	0 %	0 %	0 %	30 %	0 %
... vers PAC air/air	80 %	50 %	60 %	40 %	100 %
... vers PAC air/eau	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Total	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %

Tableau 59 : part de marché des systèmes principaux de chauffage dans le parc de logements neufs, selon les scénarios

Part de marché des logements neufs	Tend	S1	S2	S3	S4
Bois	10 %	30 %	20 %	10 %	0 %
RCU	10 %	10 %	10 %	50 %	0 %
PAC air/air	40 %	30 %	35 %	20 %	50 %
PAC air/eau	40 %	30 %	35 %	20 %	50 %
Total	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %

6.3. Analyse des courbes de charges de chauffage pour chaque scénario

Nous commençons par une analyse d'ensemble des niveaux de consommation moyenne journalière de chaque scénario à partir de l'illustration de leurs courbes de charge. Puis, nous analysons plus en détail les scénarios à travers les métriques introduites au chapitre précédent.

⁹⁰ Et PAC hybride, modélisée comme des PAC air/eau dans les scénarios S3 et S4, à climat normal.

6.3.1. Analyse d'ensemble par scénario

Le Tableau 61 présente les courbes de charge que nous avons calculées pour les différents scénarios, à climat normal (colonne de gauche) ou lors de la vague de froid de février 2012 (colonne de droite). Le Tableau 62 synthétise les valeurs associées à chaque scénario, en les normalisant par les valeurs du scénario tendanciel.

En premier lieu, nous pouvons constater que tous les scénarios (S1 à S4) donnent des consommations de chauffage électrique plus faibles que le scénario tendanciel (de -12 % pour le S4 à -65 % pour le S1, à climat normal, cf. Tableau 62). Il convient de rappeler que si tous les scénarios (sauf le tendanciel) visent la neutralité carbone, les parts de marché de l'électricité pour le chauffage et le niveau d'isolation thermique du bâti varient fortement d'un scénario à l'autre, ce qui explique de telles disparités.

Nous pouvons notamment noter que les baisses de consommations sont plus marquées dans le scénario S1 (-65 %) que dans le S2 (-56 %) : bien que le S1 ait 1,4 millions de plus de PAC que le S2, il a également moins de Joule (1,1 millions en moins).

De même, la baisse de consommations est plus marquée dans le scénario S2 (-56 %) que dans le S3 (-32 %), qui présente une amélioration du bâti moindre malgré une électrification du chauffage assez proche du S2.

Enfin, la baisse de consommation de chauffage électrique la plus faible est pour le scénario S4 (-12 %) en raison d'une électrification plus marquée que S3 (72 % du parc en comptant les PAC hybrides) et d'une isolation thermique du bâti moindre que dans S1 et S2.

Les figures du Tableau 61 permettent d'apprécier les contributions des différents types d'équipements. Le Tableau 60 résume par ailleurs les proportions des consommations moyennes journalières d'électricité pour le chauffage selon le type d'équipement. Nous pouvons observer que dans tous les scénarios qui conservent une part importante de chauffage Joule (le scénario tendanciel principalement, les scénarios S2 et S3 dans une moindre mesure), la part de ce mode de chauffage dans les consommations est très importante. Ce qui est naturel étant donné que les consommations unitaires des PAC sont bien moindres du fait de leur COP élevé.

Tableau 60 : part des consommations moyennes à climat normal par type de système de chauffage électrique

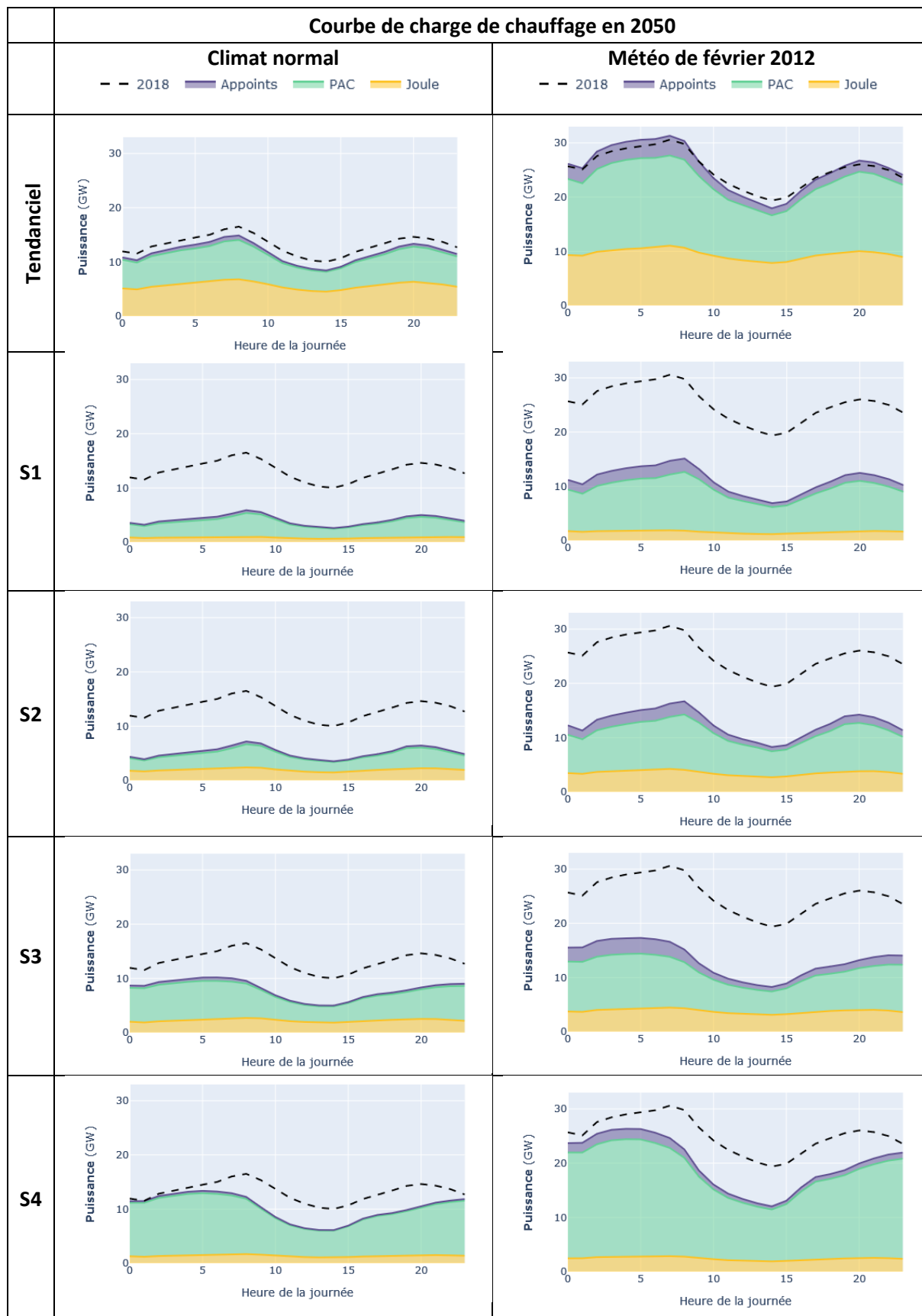
	Système	Tend	S1	S2	S3	S4
Chauffage principal	Radiateurs Joule	48 %	19 %	38 %	28 %	13 %
	PAC	47 %	73 %	56 %	67 %	84 %
Chauffage d'appoints	Radiateurs Joule	4 %	8 %	6 %	5 %	3 %

La disparition quasi-totale du chauffage par effet Joule dans la plupart des scénarios explique une partie importante de la différence avec le scénario tendanciel. Les 4,2 millions de logements « Joule » restant dans le scénario tendanciel représentent ainsi 48 % de la consommation à climat normal contre 13 % (S4) à 38 % (S2) dans les autres scénarios. Dans le scénario tendanciel, lorsque la météo est très froide (février 2012, non figuré dans le Tableau 60), la chute du COP et le recours plus important aux appoints du parc non principalement chauffé à l'électricité font que la part des logements principalement chauffés à l'électricité (Joule) dans la consommation moyenne chute à 37 % au lieu de

48 % à climat normal (Tableau 60). Ce changement est clairement visible en comparant les deux courbes de charges du scénario tendanciel du Tableau 61.

Nous pouvons noter que le chauffage d'appoint se maintient à des niveaux assez proches en valeur absolue, quels que soient les scénarios considérés. Dans les scénarios S1 et S2 où la part des logements chauffés à l'électricité (Joule et PAC) est plus basse (41 %), les sollicitations du chauffage d'appoint restent assez basses, même par grand froid du fait de l'amélioration marquée de la qualité de l'enveloppe des bâtiments. Dans les scénarios S3 et S4, la dynamique est inversée. Ce sont les plus faibles parts de marché des logements non principalement chauffés à l'électricité (53 % et 28 % respectivement) et la part de marché élevée des logements neufs (sans appoints) qui expliquent que l'utilisation d'appoint électrique n'augmente pas, malgré une performance du bâti qui s'améliore moins.

Tableau 61 : courbe de charge en 2050 des consommations de chauffage (GW) décomposée par types d'équipement (Joule, PAC air/air, PAC air/eau, chauffage d'appoints) calculée pour chacun des scénarios (tendanciel, S1, S2, S3, S4), à climat normal 1981-2010 ou pour la météo de février 2012. L'échelle est la même pour toutes les figures. Le tracé en pointillé noir correspond à la situation actuelle (2018).



6.3.2. Analyse détaillée des métriques pour les scénarios

Les scénarios mobilisent des leviers différents pour atteindre la décarbonation du chauffage du parc de logements (performance du bâti, recours à de la biomasse, des PAC ou des réseaux de chaleur, sobriété). Comme nous l'avons illustré au chapitre précédent, chacun de ces leviers aura des impacts différents sur les consommations et la forme de la courbe de charge. De plus, les intensités de ces leviers sont variables et ils peuvent se compenser ou s'accroître entre eux. Nous nous appuyons donc autant que possible sur ces analyses préalables et nous employons le même formalisme pour les tableaux de métriques (Tableau 62 et suivants, regroupés à la section 6.3.3).

Dans le S1, la forte amélioration du bâti fait baisser la consommation horaire moyenne et la hauteur du pic du matin (Tableau 62) mais augmente l'écart de puissance entre la nuit et le matin (Tableau 63) car un meilleur bâti conduit à un plus grand nombre de chauffages arrêtés la nuit en raison du réduct de nuit, donc, à une relance plus forte en relatif le matin (+ 17 points par rapport au scénario tendanciel, Tableau 63). Cet effet est accentué par les comportements de gestion temporelle plus marqués ainsi que par les valeurs de COP plus basses en début de journée (cf. Figure 95).

Le scénario S2 est très proche du S1, avec plus de logements électriques Joule et moins de PAC. Les conclusions sont donc similaires.

Dans le scénario S3, l'amélioration moindre du bâti, conjuguée à une forte croissance du nombre de PAC, accentue les consommations horaires moyennes (Figure 96 et Tableau 62). Par rapport au scénario tendanciel, la disparition de la gestion temporelle du chauffage conduit à une pointe relative beaucoup plus élevée en fin de nuit (vers 5h) mais baisse la pointe relative du matin (8h). A l'inverse, l'absence de relance du chauffage en fin de journée diminue fortement la pointe relative de chauffage du soir (cf. Figure 95).

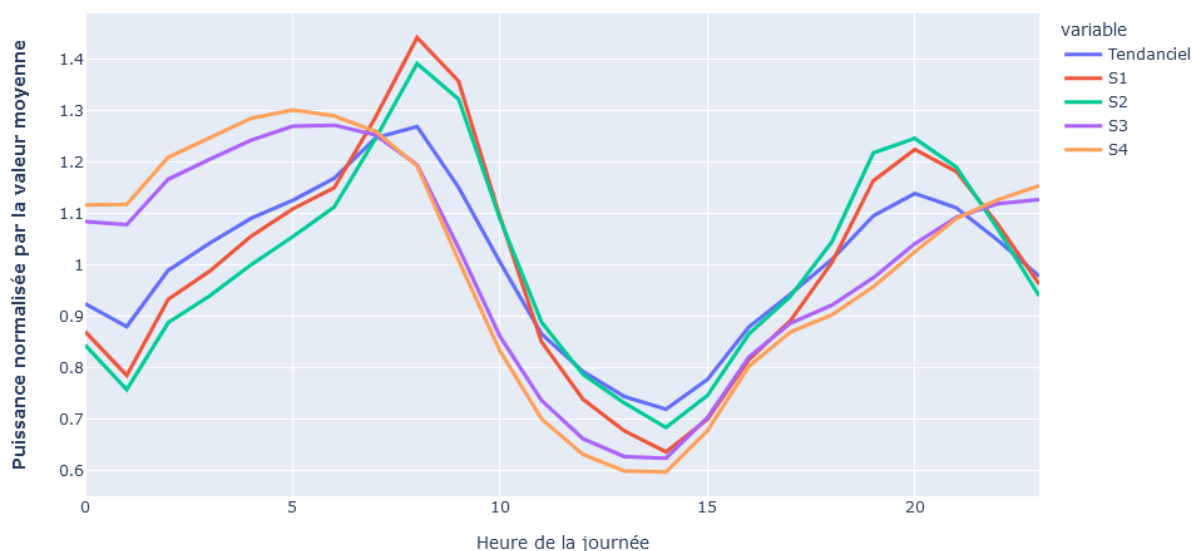


Figure 95 : courbe de charge horaire à climat normal, **normalisée par la valeur moyenne de la journée**, pour les courbes de charges de chauffage de chaque scénario. Les courbes de cette figure étant normalisées, elles ne sauraient être comparées à celles du Tableau 61.

La Figure 96 permet d’illustrer les contrastes entre les scénarios. Lorsque nous considérons les consommations moyennes et leur thermosensibilité, la hiérarchie apparaît clairement entre les scénarios S1 et S2 d’une part et les scénarios S3 et S4 d’autre part.

Le scénario S4 est très proche du S3. Pour ces deux scénarios, l’écart de consommation avec les S1 et S2 est très marqué à climat normal et s’amointrit lors de vagues de froid intenses. En effet, nous avons pris l’hypothèse simplificatrice que toutes les PAC hybrides des scénarios S3 et S4 s’effaçaient alors du réseau électrique et ne consommaient que du gaz.

A l’inverse, si nous regardons la forme de la courbe de charge à climat normal, nous distinguons trois cas de figure :

- Le scénario tendanciel est celui pour lequel la courbe de charge est la moins contrastée (entre 0,78 et 1,27 fois la valeur moyenne selon les heures de la journée).
- Les scénarios S1 et S2 ont des variations de plus grande amplitude (entre 0,70 et 1,44 fois la valeur moyenne pour le S1).
- Les scénarios S3 et S4 ont des variations de moindre amplitude, mais la pointe a lieu la nuit au lieu du matin (1,3 fois la valeur moyenne pour le S3).

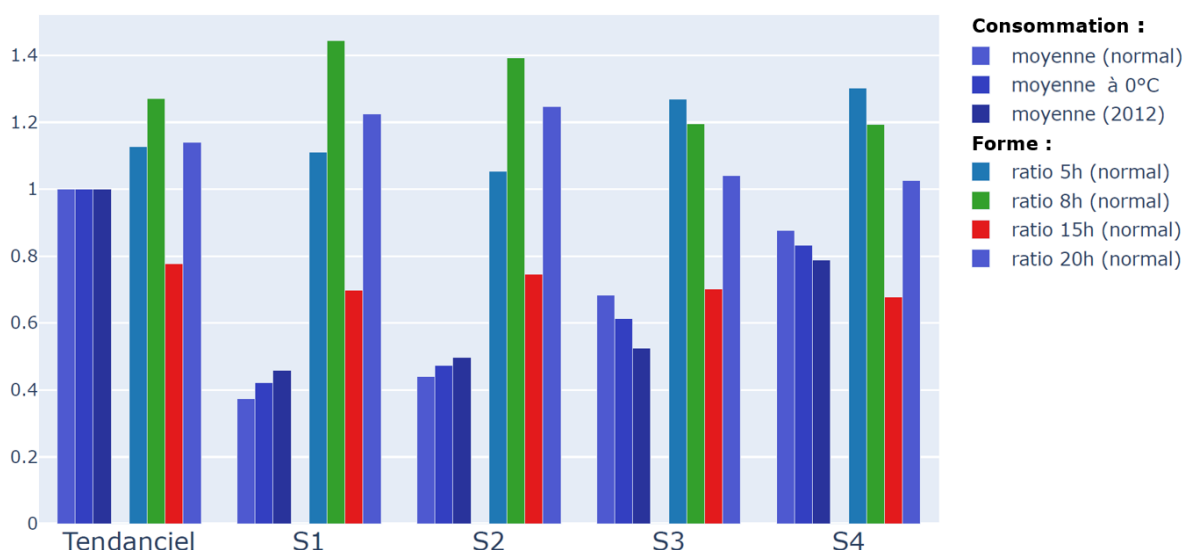


Figure 96 : histogrammes groupés par scénario pour 3 métriques caractérisant la consommation moyenne journalière et 4 métriques caractérisant la forme de la courbe de charge. La valeur des consommations journalière moyenne pour chaque climat est normalisée par la valeur du scénario tendanciel. Les valeurs sont toutes adimensionnelles.

6.3.3. Tableaux de synthèse par scénario

Les valeurs présentées dans les tableaux sont relatives et adimensionnelles. La Figure 93 (chapitre 5) propose une illustration de leur construction (valeurs utilisées en colonne) et de la normalisation mise en œuvre dans chaque tableau.

Tableau 62 : ratio par rapport au scénario tendanciel de la thermosensibilité et de la courbe de charge de chauffage agrégée (GW) à climat normal et pour la vague de froid de février 2012 pour l'ensemble des scénarios considérés

Lecture : à climat normal, dans le scénario S4, la pointe du matin de 8h baisse de 18 %. Cette baisse est de 26 % avec la météo de février 2012.

RATIO PAR RAPPORT A LA VALEUR DE REFERENCE

Scénario considéré	Thermosensibilité*		Courbe de charge de chauffage à climat normal				Courbe de charge de chauffage pour la météo de février 2012					
	Puissance à 0°C	Pente	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h
Tendanciel	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
S1	0,40	0,48	0,35	0,34	0,40	0,31	0,37	0,44	0,45	0,50	0,38	0,47
S2	0,47	0,52	0,44	0,41	0,48	0,42	0,48	0,50	0,49	0,55	0,46	0,53
S3	0,61	0,64	0,68	0,77	0,64	0,62	0,62	0,52	0,57	0,50	0,47	0,49
S4	0,83	0,90	0,88	1,01	0,82	0,76	0,79	0,79	0,86	0,74	0,70	0,75

*En l'absence de modèle détaillé pour définir le fonctionnement des PAC hybrides, nous avons pris la valeur moyenne des thermosensibilité de deux cas de figures extrêmes peu réalistes :

- Les PAC hybrides continueraient de fonctionner sur la PAC même par grand froid (hypothèse maximisant la thermosensibilité).
- Les PAC hybrides fonctionneraient sur la chaudière même à climat normal (hypothèse minimisant la thermosensibilité).

Tableau 63 : Métriques de forme (valeur à chaque heure divisée par la valeur moyenne journalière de chaque météo) de la courbe de charge de chauffage agrégée (GW) à climat normal et pour la vague de froid de février 2012 pour l'ensemble des scénarios considérés.

Lecture : A climat normal, à 8h, dans le cas de référence la puissance appelée vaut 1,27 fois la puissance moyenne. Avec la météo de février 2012, à 15h, dans le scénario S1 la puissance appelée vaut 0,65 fois la puissance moyenne.

FORME DE LA COURBE DE CHARGE DE CHAUFFAGE

VALEURS DE CHAQUE MOMENT DE LA JOURNEE NORMALISEES PAR LA VALEUR MOYENNE

Scénario considéré	Courbe de charge de chauffage à climat normal					Courbe de charge de chauffage pour la météo de février 2012				
	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h	Valeur moyenne	5h	8h	15h	20h
Tendanciel	1,00	1,13	1,27	0,78	1,14	1,00	1,21	1,20	0,74	1,06
S1	1,00	1,11	1,44	0,70	1,23	1,00	1,23	1,36	0,65	1,12
S2	1,00	1,05	1,39	0,75	1,25	1,00	1,20	1,33	0,68	1,13
S3	1,00	1,27	1,20	0,70	1,04	1,00	1,31	1,14	0,67	1,00
S4	1,00	1,30	1,19	0,68	1,03	1,00	1,32	1,13	0,66	1,00

6.4. Conclusion

La méthodologie prospective mise en œuvre pour construire les scénarios « Transition(s) 2050 » de l'ADEME a abouti à la définition de scénarios qui s'appuient de manière contrastée sur les différents leviers que nous avons mis en évidence au chapitre précédent.

L'effet dominant des parts de marchés de l'électricité sur la courbe de charge électrique

Une tendance commune à tous les scénarios est la très forte baisse du chauffage électrique Joule, qui conduit à une diminution importante des consommations de chauffage électrique. Cela s'explique par le fait que le changement se fait soit au profit de PAC air/air qui bénéficient d'une efficacité bien plus grande que le Joule ou du chauffage bois qui n'induit pas (ou très peu) de consommations d'électricité. Les scénarios qui mobilisent le plus le bois (S1, S2 et S3 respectivement) diminuent d'autant plus les consommations d'électricité.

Un recours plus ou moins marqué aux PAC pour remplacer les chaudières fossiles actuelles (très marqué dans les scénarios S3 et S4) mène naturellement à des consommations d'électricité plus élevées. En outre, il est important de noter que dans les scénarios proposés par l'ADEME, ceux faisant le plus appel à des PAC sont également ceux pour lesquels les niveaux d'isolation du bâti sont les plus faibles, ce qui amplifie aussi l'augmentation de consommation de chauffage électrique par rapport aux scénarios S1 et S2, aux bâtis plus performants.

Les influences contrastées de l'efficacité énergétique et de la sobriété

En dehors de la consommation moyenne d'électricité, la forme de la courbe de charge est un élément de première importance pour assurer l'équilibre entre l'offre et la demande d'électricité. La part croissante de production éolienne et solaire implique d'autant plus de vigilance sur la déformation possible de la courbe de charge.

Comme nous l'avons vu, à part de marché de l'électricité égale, les leviers d'efficacité énergétique (passage à des PAC et rénovation du bâti) sont ceux qui ont le plus d'influence sur les consommations. Ils tendent cependant également à accentuer la forme de la courbe de charge, notamment la pointe de chauffage du matin. Cette différence est renforcée, dans les scénarios S1 et S2, par l'accroissement des comportements de gestion temporelle du chauffage qui induisent plus d'écart entre les pics et les creux de consommation.

A l'inverse, dans les scénarios S3 et S4, la disparition des comportements de gestion et l'accroissement des températures de confort augmentent la consommation et déforment notablement la courbe de charge avec une pointe de chauffage en fin de nuit, là où il n'y a pas de pointe aujourd'hui. Ce changement diminue toutefois les pics de relance du matin et du soir.

Des nouveautés nécessitant des travaux supplémentaires

Concernant les équipements de chauffage, un travail serait à poursuivre sur la façon dont les radiateurs électriques sont remplacés par les nouveaux systèmes de chauffage, en totalité ou en biénergie. Le recours important aux PAC hybrides dans les scénarios S3 et S4 nécessiterait un travail de modélisation supplémentaire pour apprécier sa contribution à la réduction de la pointe lors de vagues de froid d'intensité variable, avec ou sans intervention de signaux de pilotage du réseau.

De même, l'émergence de nouvelles « intelligences énergétiques » des occupant.es (Subrémon, 2012) serait à investiguer, avec par exemple l'évolution des types de gestion qui tire parti de l'inertie des logements et des systèmes sur boucle d'eau, l'adaptation à de nouvelles plages d'heures creuses, etc.

Ces changements pourraient être, en tout ou partie, pilotés par le réseau ou simplement liés à la manière dont les ménages s'approprient les changements d'équipements et les impacts de la rénovation des bâtis.

Conclusion générale

7. Conclusion générale

7.1. Synthèse de la démarche

Nous avons construit un modèle énergétique du parc de logements français, afin de proposer une évaluation de la courbe de charge électrique des usages thermiques dans plusieurs scénarios de transition à l'horizon 2050.

Ce modèle est fondé sur des simulations physiques d'un ensemble de logements représentatifs de la diversité environnementale, technique et comportementale du parc résidentiel français (France métropolitaine et résidences principales) (**Chapitre 2**).

Il s'appuie sur l'enrichissement de plusieurs jeux de données, en veillant à conserver au mieux la représentativité et les interdépendances entre les caractéristiques de chaque ménage et du logement associé (**Chapitre 3**).

Le modèle proposé a une résolution suffisamment fine pour reproduire la courbe de charge du parc de logements. Les paramètres les plus incertains du modèle ont fait l'objet d'un calage en s'appuyant sur un panel de mesures de courbes de charge électriques agrégées représentatif des ménages français. La validité des courbes de charges prédites par le modèle sur la période 2012-2017 est satisfaisante⁹¹, tant au niveau de l'ensemble du parc de logements que de segments (**Chapitre 4**).

Le modèle permet d'apprécier les changements de la courbe de charge lorsque nous projetons l'évolution du parc pour chacun des leviers mobilisés dans la majorité des scénarios (**Chapitre 5**). Nous avons illustré les courbes de charges de chauffage électrique résultant des scénarios de l'exercice de prospective « Transition(s) 2050 » de l'ADEME (**Chapitre 6**).

7.2. Mise en perspective des travaux

Nos choix de modélisation à l'échelle de chaque logement permettent une représentation plus détaillée des modes de gestion spatio-temporelle du chauffage. La séparation entre les zones « jour » et « nuit » est enrichie de la prise en compte des zones non chauffées.

La prise en compte de la gestion temporelle du chauffage est du premier ordre pour la forme de la courbe de charge. La part importante des ménages abaissant la température de consigne du chauffage la nuit détermine la forme de la courbe de charge de chauffage actuelle, avec une pointe marquée le matin lors des relances et une pointe le soir lorsque les températures de consigne sont les plus élevées. Une absence de gestion temporelle conduirait à diminuer les pointes du matin et du soir, faisant apparaître une pointe de consommation du chauffage en fin de nuit.

L'originalité de nos travaux consiste à prendre en compte la diversité, à l'échelle du parc, des modes de gestion spatio-temporelle de chaque type de logement, qui dépend notamment des caractéristiques des ménages, des énergies utilisées, et des caractéristiques du logement. Nous avons pris soin de conserver la diversité et les interdépendances pour les caractéristiques géométriques et thermiques de l'enveloppe des logements qui ont nécessité un enrichissement. Notre approche s'est beaucoup inspirée des travaux de (Schetelat et al., 2020).

Les enquêtes et panels de mesures sur lesquels nous nous sommes appuyés et les choix de modélisation qui ont été mis en œuvre ont permis une meilleure appréciation des déterminants

⁹¹ En dehors des périodes atypiques : week-end, jours fériés et vacances.

techniques⁹² et comportementaux⁹³ responsables des appels de puissance supplémentaires lors des vagues de froid. Les contributions des différents segments du parc de logements permettent ainsi de reproduire les consommations observées lors de la vague de froid historique de février 2012.

A notre connaissance, nous proposons un des premiers exemples de modèle énergétique du parc de logements à l'échelle nationale, fondé sur des modèles physiques et faisant l'objet d'une validation en puissance des usages thermiques. Dans la littérature, la plupart des approches similaires sont valides uniquement en énergie annuelle et sur des usages agrégés, que ce soit à l'échelle nationale ou locale (Yan et al., 2020) (Mata et al., 2014) (Berthou et al., 2019) (Lefort et al., 2020). Des approches plus proches de la nôtre sont celles de (Oliveira Panão and Brito, 2018) qui proposent une validation de la courbe de charge agrégée sur un ensemble de 250 courbes de charges non représentatives du périmètre étudié. A l'échelle de quartiers, (Kristensen et al., 2020) ont proposé un modèle similaire (fondé sur des modèles thermiques simplifiés RC) validé sur la courbe de charge d'un réseau de chaleur.

Le calage et la validation du modèle ont mis en évidence la spécificité des besoins de chauffage de chacun des segments du parc résidentiel. Les comportements de gestion spatio-temporelle sont déterminants pour la forme de la courbe de charge moyenne horaire (Moreau et al., 2022). Dans les résultats issus de nos simulations, nous retrouvons les grands types de gestion observés au Royaume-Uni par (Watson et al., 2021).

Les scénarios prospectifs étudiés permettent d'évaluer la puissance électrique appelée par le parc résidentiel (consommation moyenne et en pointe des usages thermiques, thermosensibilité, etc.), en fonction de l'évolution des différents leviers mobilisables pour atteindre la neutralité carbone (rénovation thermique, électrification des usages thermiques du parc, sobriété).

La comparaison avec des travaux concernant l'électrification des usages thermiques en Allemagne ou au Royaume-Uni (Boßmann and Staffell, 2015) (Watson et al., 2023) doit se faire en ayant en tête que les usages thermiques sont déjà largement électrifiés en France. Si la thermosensibilité de la courbe de charge est un fait nouveau pour nos voisins européens qui se chauffent essentiellement avec des combustibles fossiles, les scénarios en France montrent la conjonction de deux phénomènes :

- Le passage de chaudière à combustible fossiles à des PAC air/eau conduit à augmenter la thermosensibilité et les consommations d'électricité ;
- Tandis que la disparition du chauffage à effet Joule (au profit de PAC air/air ou de biomasse) permet de réduire les consommations et la thermosensibilité.

En termes de sollicitation du réseau, le scénario tendanciel de l'ADEME mène à une relative stabilité des consommations d'électricité et de la thermosensibilité. Celle-ci décroît notablement dans les scénarios ayant un recours accru aux réseaux de chaleur et à la biomasse ainsi qu'en raison de la rénovation des logements existants.

Outre ces changements attendus en termes de consommation, nous avons mis en évidence la déformation qu'engendre la mobilisation de ces leviers de décarbonation sur la forme de la courbe de charge de chauffage. Notamment, en dehors de toute action d'effacement, le contraste entre les valeurs extrêmes de la courbe de charge est appelé à augmenter du fait d'une meilleure isolation des bâtis et de la diffusion des PAC.

⁹² Notamment, en prenant en compte la puissance installée dans les logements principalement chauffés à l'électricité ainsi que dans le reste du parc.

⁹³ Notamment, en faisant la distinction entre puissance installée et activée dans les logements principalement chauffés par des radiateurs électriques, et l'activation des appoints dans les logements non principalement chauffés à l'électricité.

7.3.Limites

Nos efforts se sont concentrés sur la modélisation du chauffage et de l'eau chaude sanitaire (ECS), bien que notre modèle soit également pensé pour le calcul des consommations de climatisation.

La climatisation étant un usage à la consommation encore marginale du secteur résidentiel (quelques TWh en comparaison des 70 TWh des usages spécifiques et des 300 TWh⁹⁴ de chauffage toutes énergies confondues d'après le SDES), surtout lors de la période couverte par nos panels de mesures, nous n'étions pas en mesure d'en proposer un calage ou une validation. La disponibilité de données nouvelles (Enquête Rafraîchissement, arrivée en cours de thèse) sur les comportements de rafraîchissement et de climatisation permettra d'approfondir la modélisation de cet usage.

Nous n'avons pas intégré de modèle pour prendre en compte l'effet des ilots de chaleurs urbains. Cette prise en compte sera particulièrement importante pour l'évaluation future des consommations des usages thermiques. D'autant plus que l'évolution des ilots de chaleur est incertaine dans le futur, en fonction du réchauffement climatique, des politiques de la ville, de la part de la population vivant en ville, etc.

L'enrichissement que nous avons mis en œuvre s'appuie sur un choix de jeux de données propres à nos travaux, notamment du fait que nous avons accès à des enquêtes propriété d'EDF (l'Enquête Chauffage). Une analyse de sensibilité détaillée de notre outil en fonction du choix des jeux de données d'entrée serait à mener. De même, concernant le choix des modèles thermiques individuels (des modèles RC d'ordre 2 pour chaque zone), nous pourrions chercher à quantifier la perte de fiabilité d'un modèle dégradé (par exemple d'ordre 1) en cas d'accès limité aux jeux de données.

Le calage et la validation de notre modèle utilisent des données qui ne sont pas toutes publiques. Dans ce domaine, les données sont rares. La mise en place de panels représentatifs et publics serait précieuse et permettrait une comparaison des résultats du calage. De plus, les études représentatives sur l'état thermique du parc (comme (Ministère De L'Environnement (SDES), 2017b)) datent de plus de 10 ans et leur renouvellement serait nécessaire pour suivre l'évolution de l'état thermique du parc. Enfin, les hypothèses que nous avons formulées sur les coefficients de performance (COP) des PAC et le niveau de performance des rénovations nécessiteraient des études détaillées à l'échelle du parc de logements français.

Le calage mis en œuvre dans notre travail est un calage manuel. Une calibration bayésienne, notamment sur les caractéristiques thermiques de l'enveloppe, pourrait permettre une quantification plus précise de l'incertitude de notre modèle, de façon analogue aux travaux de (Kristensen et al., 2018).

Le calage et la validation de notre outil reposent exclusivement sur les consommations d'électricité, pour lesquelles nous avons des données mesurées. Le déploiement des compteurs communicants pour la mesure des consommations du gaz devrait permettre d'estimer la « courbe nationale de chauffage au gaz des logements ». Il serait intéressant de confirmer la validité de notre modèle sur cette fraction du parc, qui est amenée à s'électrifier plus ou moins largement selon les scénarios. Certains scénarios faisant appel à des PAC hybrides, il serait nécessaire de mettre en œuvre un modèle spécifique pour ces systèmes. De même, nous n'avons pas proposé de modèle intégrant les spécificités des PAC air/eau au sein des logements collectifs, ni évalué la consommation d'électricité des réseaux de chaleur urbains utilisant des pompes à chaleur. A terme, ces deux secteurs pourraient devenir significatifs et nécessiteraient des développements supplémentaires, d'autant plus que d'après (Ayele et al., 2019) l'intégration des PAC dans des réseaux de chaleur multi-énergies permettrait des bénéfices supplémentaires pour le réseau électrique.

⁹⁴ Toutes énergies confondues.

Nous n'avons pas eu accès à des données de validation plus récentes que 2018. La forte augmentation de la part des PAC dans les parts de marché depuis cette date nécessiterait un suivi plus fin des consommations de ce segment.

7.4. Perspectives et approfondissement

Notre modèle propose une prise en compte approfondie des comportements de gestion du chauffage des ménages. Cependant, ces comportements sont déterministes et directement issus des données de l'Enquête Chauffage (2018). Il serait intéressant d'intégrer les dynamiques du comportement des ménages, et leur dimension aléatoire, à partir de modèles d'agents. Cette approche pourrait permettre de prendre en compte à la fois les usages spécifiques de l'électricité et les usages thermiques. Une telle approche, fondée par exemple sur la génération de populations synthétiques, doit permettre la simulation à grande échelle comme à l'échelle individuelle.

Un modèle explicite capable de prédire les conséquences des scénarios de transition à des petites échelles serait notamment utile pour prévoir de futures contraintes sur le réseau, à un niveau local (« hotspot » (Thacker et al., 2017)) ou pour l'ensemble de l'équilibre de l'offre et de la demande. Cela permettrait notamment de mieux anticiper l'intégration des énergies renouvelables et les besoins de maîtrise de la demande, à toutes les échelles.

Concernant la maîtrise de la demande, notre modèle pourrait notamment permettre d'évaluer l'influence de nouvelles périodes d'heures creuses pour la production d'ECS, adaptées aux temporalités de la production d'énergies renouvelables. Des développements supplémentaires seraient nécessaires pour évaluer l'effet d'effacements du chauffage électrique à l'échelle du parc, par exemple lors de vagues de froid ou de périodes de pointes. La pertinence de la mise en œuvre de stockages d'eau chaude pour l'effacement des PAC air/eau pourrait également être évaluée.

La substitution des chaudières à combustibles fossiles par des PAC air/eau double service (assurant la production d'ECS et le chauffage) pose en outre la question du couplage entre la courbe de charge d'ECS et de chauffage. Puisque la production d'ECS (éventuellement asservie à des heures creuses) crée un déficit de chauffage sur une courte durée (la PAC air/eau ayant une puissance limitée), les courbes de charges seront désormais intriquées. L'influence des heures creuses, des comportements de gestion du chauffage et des appoints des PAC air/eau sur la courbe de charge devront donc faire l'objet d'un travail approfondi. Alternativement, la prise en compte des dynamiques couplées des PAC air/eau et des bâtiments peut permettre de proposer des flexibilités nouvelles (Renté et al., 2022).

Par ailleurs, nous avons illustré nos travaux uniquement avec des scénarios en 2050. Cependant, il est nécessaire d'étudier le passage à 2030 « à mi-chemin de l'atteinte de la neutralité » (RTE and ADEME, 2020). Une étude approfondie des trajectoires à cet horizon serait donc à mener.

Enfin, les dynamiques d'évolution du parc sont pour l'instant décrites de manière arbitraire. Le couplage avec les résultats de modèles techno-économiques comme Res-IRF (Giraudet et al., 2020) pourrait permettre une meilleure prise en compte de l'effet des politiques publiques.

Bibliographie

Bibliographie

- ADEME, 2022. Prospective - Transitions 2050 - Rapport (No. 011627).
- ADEME, 2016. Les besoins d'eau chaude sanitaire en habitat individuel et collectif.
- Allibe, B., 2013. Modélisation des consommations d'énergie du secteur résidentiel français à long terme - Amélioration du réalisme comportemental et scénarios volontaristes.
- Allibe, B., Estève, A., Osso, D., Laurent, M.-H., 2013. Behaviours, technologies and markets: the influence of the (p)rebound effect, the energy efficiency gap and refurbishment market heterogeneity on energy demand dynamics, in: Eceee 2013 Summer Study Proceedings. Presented at the ECEEE, Presqu'île de Giens, France, p. 10.
- Allibe, Laurent, Marie-Hélène, Osso, Dominique, 2010. Modélisation thermique de l'habitat : d'un logement unique à l'ensemble du parc. <https://doi.org/10.13140/2.1.2217.8241>
- Amouroux, É., Huraux, T., Sempé, F., Sabouret, N., Haradji, Y., 2014. SMACH: Agent-Based Simulation Investigation on Human Activities and Household Electrical Consumption, in: Filipe, J., Fred, A. (Eds.), Agents and Artificial Intelligence, Communications in Computer and Information Science. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 194–210. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44440-5_12
- Andreau, N., Litvine, D., Spilemon, J., 2022. Le projet ECSpect - Pratiques et consommation d'eau chaude sanitaire : enseignements d'une expérimentation sociotechnique dans le secteur domestique.
- Andrić, I., Gomes, N., Pina, A., Ferrão, P., Fournier, J., Lacarrière, B., Le Corre, O., 2016. Modeling the long-term effect of climate change on building heat demand: Case study on a district level. *Energy Build.* 126, 77–93. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.04.082>
- Ang, Y.Q., Berzolla, Z.M., Reinhart, C.F., 2020. From concept to application: A review of use cases in urban building energy modeling. *Appl. Energy* 279, 115738. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115738>
- Ansanay-Alex, G., Abdelouadoud, Y., Schetelat, P., 2016. Statistical and Stochastic Modelling of French Households and Their Energy Consuming Activities. Presented at the Conference: 12th REHVA World Congress - CLIMA 2016, Aalborg, Denmark, p. 10.
- Arrêté du 17 octobre 2012 modifiant la méthode de calcul 3CL-DPE, 2012.
- Ascione, F., Bianco, N., Mauro, G.M., Napolitano, D.F., 2021. Knowledge and energy retrofitting of neighborhoods and districts. A comprehensive approach coupling geographical information systems, building simulations and optimization engines. *Energy Convers. Manag.* 230, 113786. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.113786>
- Ayele, G.T., Mabrouk, M.T., Haurant, P., Laumert, B., Lacarrière, B., 2019. Optimal placement and sizing of heat pumps and heat only boilers in a coupled electricity and heating networks. *Energy* 182, 122–134. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.06.018>
- B. Müller, D., 2006. Stock dynamics for forecasting material flows—Case study for housing in The Netherlands. *Ecol. Econ.* 59, 142–156. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.09.025>
- Bacher, P., Madsen, H., 2011. Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings. *Energy Build.* 43, 1511–1522. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.02.005>
- Baeten, B., 2017. Residential heating using heat pumps and hot water storage tanks 250.
- Ballarini, I., Corgnati, S.P., Corrado, V., 2014. Use of reference buildings to assess the energy saving potentials of the residential building stock: The experience of TABULA project. *Energy Policy* 68, 273–284. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2014.01.027>

- Béjannin, B., 2020. Optimisation du pilotage d'un parc diffus de ballons d'eau chaude pour la fourniture d'offres de flexibilités au réseau électrique.
- Béjannin, B., Berthou, T., Duplessis, B., Marchio, D., 2018. Evaluation of Water Heaters Control Strategies For Electricity Storage And Load Shedding At National Scale. Presented at the 4th Building Simulation and Optimization Conference, Cambridge, UK, pp. 89–95.
- Berthou, T., 2013a. Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement (phdthesis). Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Berthou, T., 2013b. Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement (phdthesis). Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Berthou, T., Duplessis, B., Rivière, P., Stabat, P., Casetta, D., Marchio, D., 2015. SMART-E: A TOOL FOR ENERGY DEMAND SIMULATION AND OPTIMIZATION AT THE CITY SCALE 9.
- Berthou, T., Duplessis, B., Stabat, P., Rivière, P., Marchio, D., 2019. Urban Energy Models Validation in Data Scarcity Context: Case of the Electricity Consumption in the French Residential Sector. Presented at the Building Simulation 2019, Rome, Italy, p. 9.
- Berthou, T., Stabat, P., Salvazet, R., Marchio, D., 2014. Development and validation of a gray box model to predict thermal behavior of occupied office buildings. *Energy Build.* 74, 91–100. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.01.038>
- Bézian, J.-J., 1997. Les émetteurs de chaleur : étude comparée. Presses de l'Ecole des Mines, Paris.
- Binet, G., Cayla, J.-M., 2019. Connaître les usages électriques résidentiels : un enjeu majeur publié dans *La Revue de l'Energie* Numéro 641 novembre décembre 2018. *Rev. Energ.* 43.
- Blervaque, H., 2014. Règles de modélisation des systèmes énergétiques dans les bâtiments basse consommation. Mines ParisTech, Paris.
- Bloomfield, D.P., Fisk, D.J., 1975. STRATEGIC MODELS OF ENERGY USAGE.
- Booth, A.T., 2012. Handling uncertainty in housing stock models. *Build. Environ.* 13.
- Boßmann, T., Staffell, I., 2015. The shape of future electricity demand: Exploring load curves in 2050s Germany and Britain. *Energy* 90, 1317–1333. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.06.082>
- Brahami, Z., Virgone, J., Kuznik, F., 2007. Adaptation du montage boîte chaude gardée à l'étude du comportement thermique dynamique de parois de bâtiment 6.
- Broc, J.-S., 2006. L'évaluation ex-post des opérations locales de maîtrise de la demande en énergie - Etat de l'art, méthodes bottom-up, exemples appliqués et approche du développement d'une culture pratique de l'évaluation. Mines ParisTech, Paris.
- Buffat, R., Froemelt, A., Heeren, N., Raubal, M., Hellweg, S., 2017. Big data GIS analysis for novel approaches in building stock modelling. *Appl. Energy* 208, 277–290. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.041>
- Carloganu, S., 2016. Evaluation de produits d'effacement sur un ensemble de consommateurs par modélisation bottom-up d'un parc de logements.
- Cayla, J.-M., Maïzi, N., 2015. Integrating household behavior and heterogeneity into the TIMES-Households model. *Appl. Energy* 139, 56–67. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.11.015>
- Chocron, V., 2023. MaPrimeRénov' : les subventions pourraient s'ouvrir aux bricoleurs chevronnés. *Le Monde*.

- Chong, A., Gu, Y., Jia, H., 2021. Calibrating building energy simulation models: A review of the basics to guide future work. *Energy Build.* 253, 111533. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111533>
- Climatiseurs, groupes refroidisseurs de liquide et pompes à chaleur avec compresseur entraîné par moteur électrique pour le chauffage et la réfrigération des locaux — Essais et détermination des caractéristiques à charge partielle et calcul de performance saisonnière, 2018.
- CNIL, 2022. Recherche scientifique (hors santé) : enjeux et avantages de l’anonymisation et de la pseudonymisation [WWW Document]. *cnil.fr*. URL <https://www.cnil.fr/fr/recherche-scientifique-hors-sante/enjeux-avantages-anonymisation-pseudonymisation> (accessed 8.30.23).
- CNIS, 2022. Enquête sur les travaux de rénovation énergétique dans les logements (TRELO). URL <https://www.cnis.fr/enquetes/enquete-sur-les-travaux-de-renovation-energetique-dans-les-logements-trelo/>
- CNIS, 2019. Enquête sur les Travaux de Rénovation Énergétique dans le Collectif (TRECO).
- Coakley, D., Raftery, P., Keane, M., 2014. A review of methods to match building energy simulation models to measured data. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 37, 123–141. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.007>
- Coblentz, C.W., Achenbach, P.R., 1963. Field Measurement of Ten Electrically-Heated Houses, in: *ASHRAE Transactions*. pp. 358–365.
- Coffey, B., Stone, A., Ruyssevelt, P., Haves, P., 2015. AN EPIDEMIOLOGICAL APPROACH TO SIMULATION-BASED ANALYSIS OF LARGE BUILDING STOCKS. Presented at the Building Simulation 2015: 14th International Conference of IBPSA: Conference Proceeding, Hyderabad, India, pp. 1916–1923.
- Copernicus Climate Change Service, 2023. Complete ERA5 global atmospheric reanalysis. <https://doi.org/10.24381/CDS.143582CF>
- Costa-Carrapiço, I., Raslan, R., González, J.N., 2020. A systematic review of genetic algorithm-based multi-objective optimisation for building retrofitting strategies towards energy efficiency. *Energy Build.* 210, 109690. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109690>
- Crawley, D., Pedersen, C., Lawrie, L., Winkelmann, F., 2000. EnergyPlus: Energy Simulation Program. *Ashrae J.* 42, 49–56.
- CREDOC, 2019. TYPOLOGIE DES MENAGES AYANT REALISE DES TRAVAUX DE RENOVATION ENERGETIQUE.
- CSTB, 2023. Base de données nationale des bâtiments.
- Cullenward, D., T. Wilkerson, J., Wara, M., Weyant, J.P., 2016. Dynamically estimating the distributional impacts of U.S. climate policy with NEMS: A case study of the Climate Protection Act of 2013. *Energy Econ.* 55, 303–318. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2016.02.021>
- Das, S., Wilson, E., Williams, E., 2021. The impact of behavioral and geographic heterogeneity on residential-sector carbon abatement costs. *Energy Build.* 231, 110611. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110611>
- De Jaeger, I., Reynders, G., Callebaut, C., Saelens, D., 2020. A building clustering approach for urban energy simulations. *Energy Build.* 208, 109671. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109671>
- Dehousse, R., 1988. Énergétique des bâtiments des secteurs résidentiel et tertiaire.
- Dejoux, V., Valageas, M., Gaimard, M., 2019. Panorama de l’évolution des conditions de logement en France depuis la fin des années 1960. *Espace Popul. Sociétés.* <https://doi.org/10.4000/eps.9201>

- Department For Communities And Local Government, 2020. EHSEnglish Housing Survey, 2014/15- : Special Licence AccessEnglish Housing Survey, 2014: Housing Stock Data: Special Licence Access. <https://doi.org/10.5255/UKDA-SN-8068-4>
- Department for Energy Security and Net Zero, 2023. Electrification of Heat Demonstration Project. Department for Energy Security and Net Zero.
- Department of Energy and Climate Change, 2014. Preliminary data from the RHPP heat pump metering programme. Department of Energy and Climate Change.
- Derquenne, C., Fischer, N., Saporta, G., 2002. Méthode multivariée de fusion statistique de fichiers de données appliquée au marché résidentiel de l'électricité. Presented at the 3ème Colloque Francophone sur les Sondages, SFdS, Autrans, France, p. 4.
- Deurinck, M., Saelens, D., Roels, S., 2012. Assessment of the physical part of the temperature takeback for residential retrofits. *Energy Build.* 52, 112–121. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.05.024>
- Deutz, K.R., 2018. Optimisation du cycle de fonctionnement d'un chauffe-eau thermodynamique résidentiel. INSA Lyon, Lyon.
- Dimitroulopoulou, C., 2012. Ventilation in European dwellings: A review. *Build. Environ.* 47, 109–125. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2011.07.016>
- Durance, P., Berger, G., Bourbon Busset, J. de, Massé, P., 2008. De la prospective: textes fondamentaux de la prospective française, 1955-1966. L'Harmattan, Paris.
- Durand-Daubin, M., Laurent, M.-H., Boulin, P., 2022. What's left of The potential for lower indoor temperatures - A detailed survey of current heating behaviours in French households.
- Eggimann, S., Hall, J.W., Eyre, N., 2019. A high-resolution spatio-temporal energy demand simulation to explore the potential of heating demand side management with large-scale heat pump diffusion. *Appl. Energy* 236, 997–1010. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.12.052>
- Egner, L.E., Klöckner, C.A., 2021. Temporal spillover of private housing energy retrofitting: Distribution of home energy retrofits and implications for subsidy policies. *Energy Policy* 157, 112451. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112451>
- EN ISO 13790, Energy Performance of Buildings—Calculation of Energy Use for Space Heating and Cooling, 2008.
- ENEDIS, 2023. Heures Pleines/Heures Creuses, comment cela fonctionne-t-il? URL <https://www.enedis.fr/faq/gerer-sa-consommation-deelectricite/heures-pleinesheures-creuses-comment-cela-fonctionne-t-il> (accessed 5.5.23).
- Eurostat, 2023a. Energy consumption of households data.
- Eurostat, 2023b. Cooling and heating degree days by country - annual data [WWW Document]. URL https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/NRG_CHDD_A/default/table?lang=en (accessed 9.15.23).
- Eurovent Certita, 2022. Eurovent Certita Certification.
- Evans, S., Liddiard, R., Steadman, P., 2019. Modelling a whole building stock: domestic, non-domestic and mixed use. *Build. Res. Inf.* 47, 156–172. <https://doi.org/10.1080/09613218.2017.1410424>
- Fazeli, R., Davidsdottir, B., Hallgrímsson, J.H., 2016a. Residential energy demand for space heating in the Nordic countries: Accounting for interfuel substitution. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 57, 1210–1226. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.184>
- Fazeli, R., Ruth, M., Davidsdottir, B., 2016b. Temperature response functions for residential energy demand – A review of models. *Urban Clim.* 15, 45–59. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2016.01.001>

- Felius, L.C., Thalfeldt, M., Georges, L., Hrynyszyn, B.D., Dessen, F., Hamdy, M., 2019. Wood burning habits and its effect on the electrical energy demand of a retrofitted Norwegian detached house. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 352, 012022. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/352/1/012022>
- Fernandez-Luzuriaga, J., Flores-Abascal, I., del Portillo-Valdes, L., Mariel, P., Hoyos, D., 2022. Accounting for homeowners' decisions to insulate: A discrete choice model approach in Spain. *Energy Build.* 273, 112417. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112417>
- Feukam Kouhoue, F., 2021. Elaboration et comparaison de modèles statistiques permettant d'estimer les caractéristiques thermiques du parc résidentiel Français.
- Figueiredo, R., Nunes, P., Panão, M.J.N.O., Brito, M.C., 2020. Country residential building stock electricity demand in future climate – Portuguese case study. *Energy Build.* 209. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109694>
- Fijalkow, Y., Maresca, B., 2019. Normes de chauffe et transition énergétique : les transactions des habitants. *Nat. Sci. Sociétés* 27, 410–421. <https://doi.org/10.1051/nss/2020009>
- Fonseca, J.A., Schlueter, A., 2015. Integrated model for characterization of spatiotemporal building energy consumption patterns in neighborhoods and city districts. *Appl. Energy* 142, 247–265. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.068>
- Fonseca, J.N.B., Oliveira Panão, M.J.N., 2017. Monte Carlo housing stock model to predict the energy performance indicators. *Energy Build.* 152, 503–515. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.07.059>
- Forthomme, D., 2016. IFPN package.
- Foucquier, A., Robert, S., Suard, F., Stéphan, L., Jay, A., 2013. State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 23, 272–288. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.004>
- Frayssinet, L., Merlier, L., Kuznik, F., Hubert, J.-L., Milliez, M., Roux, J.-J., 2018. Modeling the heating and cooling energy demand of urban buildings at city scale. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 81, 2318–2327. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.040>
- Gandon, A., 2020. Résultats d'analyse et d'exploitation de la base ADEME DPE 2020. EDF R&D.
- Gandon, A., Moreau, V., 2021. Rapport de discrétisation des variables intensives des bases DPE. EDF R&D.
- Garreau, E., 2021. Développement d'une méthodologie d'analyse de la parcimonie pour la simulation énergétique urbaine. paris.
- Garreau, E., Berthou, T., Duplessis, B., Partenay, V., Marchio, D., 2021. Solar shading and multi-zone thermal simulation: Parsimonious modelling at urban scale. *Energy Build.* 249, 111176. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111176>
- Garreau, E., Berthou, T., Duplessis, B., Partenay, V., Marchio, D., 2019. Urban-Scale Energy Building Simulation: A Development Of A Novel Method For Parsimonious Modelling – The Example Of Solar Irradiation Calculation. Presented at the Building Simulation 2019, Rome, Italy, pp. 3258–3265. <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.210344>
- Geerolf, L., 2016. Modélisation des économies d'énergie liées à la rénovation des logements français : étude rétrospective et prospective.
- Ghiassi, N., Mahdavi, A., 2017. Reductive bottom-up urban energy computing supported by multivariate cluster analysis. *Energy Build.* 144, 372–386. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.03.004>
- Giraudet, L.-G., Bourgeois, C., Quirion, P., 2020. Efficacité économique et effets distributifs de long-terme des politiques de rénovation énergétique des logements: Économie Prévision n° 217, 43–63. <https://doi.org/10.3917/ecop1.217.0044>

- Giraudet, L.-G., Guivarch, C., Quirion, P., 2012. Exploring the potential for energy conservation in French households through hybrid modeling. *Energy Econ.* 34, 426–445. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.07.010>
- Glotin, D., Bourgeois, C., Giraudet, L.-G., Quirion, P., 2019. Prediction is difficult, even when it's about the past: A hindcast experiment using Res-IRF, an integrated energy-economy model. *Energy Econ.* 84, 104452. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.07.012>
- Goude, Y., Nedellec, R., Kong, N., 2014. Local Short and Middle Term Electricity Load Forecasting With Semi-Parametric Additive Models. *IEEE Trans. Smart Grid* 5, 440–446. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2278425>
- Goy, S., Coors, V., Finn, D., 2021. Grouping techniques for building stock analysis: A comparative case study. *Energy Build.* 236, 110754. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110754>
- Goy, S., Maréchal, F., Finn, D., 2020. Data for Urban Scale Building Energy Modelling: Assessing Impacts and Overcoming Availability Challenges. *Energies* 13, 4244. <https://doi.org/10.3390/en13164244>
- Goyal, S., Barooah, P., 2012. A method for model-reduction of non-linear thermal dynamics of multi-zone buildings. *Energy Build.* 9.
- Grandjean, A., 2013. Introduction de non linéarités et de non stationnarités dans les modèles de représentation de la demande électrique résidentielle (phdthesis). Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Guerra-Santin, O., Itard, L., 2010. Occupants' behaviour: determinants and effects on residential heating consumption. *Build. Res. Inf.* 38, 318–338. <https://doi.org/10.1080/09613211003661074>
- Haines, V., Mitchell, V., 2014. A persona-based approach to domestic energy retrofit. *Build. Res. Inf.* 42, 462–476. <https://doi.org/10.1080/09613218.2014.893161>
- Harb, H., Boyanov, N., Hernandez, L., Streblow, R., Müller, D., 2016. Development and validation of grey-box models for forecasting the thermal response of occupied buildings. *Energy Build.* 117, 199–207. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.02.021>
- Hartmann, A., Meinel, G., Hecht, R., Behnisch, M., 2016. A Workflow for Automatic Quantification of Structure and Dynamic of the German Building Stock Using Official Spatial Data. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 5, 142. <https://doi.org/10.3390/ijgi5080142>
- Hedegaard, R.E., Kristensen, M.H., Pedersen, T.H., Brun, A., Petersen, S., 2019. Bottom-up modelling methodology for urban-scale analysis of residential space heating demand response. *Appl. Energy* 242, 181–204. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.063>
- Hong, T., Chen, Y., Lee, S.H., Piette, M.A., 2019. CityBES: A Web-based Platform to Support City-Scale Building Energy Efficiency 10.
- Hosseini, S.S., Delcroix, B., Henaou, N., Agbossou, K., Kelouwani, S., 2023. Towards Feasible Solutions for Load Monitoring in Quebec Residences. *Sensors* 23, 7288. <https://doi.org/10.3390/s23167288>
- Ihsane, I., 2020. Préviation à court terme et gestion des consommations d'énergie électrique dans l'habitat. Université de Nantes.
- Insee, 2023. INSEE Définitions. URL <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definitions> (accessed 6.27.23).
- Insee, 2017. BDF : Enquête Budget de Famille - 2017. <https://doi.org/10.34724/CASD.12.3581.V1>
- Insee, 2016. Enquête logement - 2013. <https://doi.org/10.34724/CASD.64.1414.V2>
- Insee, 2012. Emploi du Temps - 2010. <https://doi.org/10.34724/CASD.19.34.V5>
- Introduction to the Logistic Regression Model, 2005. . John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA. <https://doi.org/10.1002/0471722146.ch1>
- IPSOS, EDF, 2019. Synthèse du terrain Pratiques de chauffage.

- Issermann, M., Chang, F.-J., Kow, P.-Y., 2021. Interactive urban building energy modelling with functional mockup interface of a local residential building stock. *J. Clean. Prod.* 289, 125683. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125683>
- IZUBA Energie, 2014. Cahier d'algorithmes de COMFIE.
- Jannot, Y., Moyne, C., 2016. Transferts thermiques: cours et 55 exercices corrigés. Édilivre, Saint-Denis.
- Jones, B., Das, P., Chalabi, Z., Davies, M., Hamilton, I., Lowe, R., Mavrogianni, A., Robinson, D., Taylor, J., 2015. Assessing uncertainty in housing stock infiltration rates and associated heat loss: English and UK case studies. *Build. Environ.* 92, 644–656. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.05.033>
- Jouvenel, H. de, Fish, H., 2004. Invitation a la prospective = An invitation to foresight. Futuribles, Paris.
- Kavgic, M., Mavrogianni, A., Mumovic, D., Summerfield, A., Stevanovic, Z., Djurovic-Petrovic, M., 2010. A review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector. *Build. Environ.* 45, 1683–1697. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2010.01.021>
- Keymark, 2022. Keymark Certificates.
- Kim, E.-J., He, X., Roux, J.-J., Johannes, K., Kuznik, F., 2019. Fast and accurate district heating and cooling energy demand and load calculations using reduced-order modelling. *Appl. Energy* 238, 963–971. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.183>
- Kipping, A., Trømborg, E., 2016. Modeling and disaggregating hourly electricity consumption in Norwegian dwellings based on smart meter data. *Energy Build.* 118, 350–369. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.02.042>
- Koch, S., 2012. Demand response methods for ancillary services and renewable energy integration in electric power systems. ETH Zurich. <https://doi.org/10.3929/ETHZ-A-009756530>
- Kokogiannakis, G., Strachan, P., Clarke, J., 2008. Comparison of the simplified methods of the ISO 13790 standard and detailed modelling programs in a regulatory context. *J. Build. Perform. Simul.* 1, 209–219. <https://doi.org/10.1080/19401490802509388>
- Koller, D., Friedman, N., 2009. Probabilistic graphical models: principles and techniques, Adaptive computation and machine learning. MIT Press, Cambridge, MA.
- Kristensen, M.H., Hedegaard, R.E., Petersen, S., 2020. Long-term forecasting of hourly district heating loads in urban areas using hierarchical archetype modeling. *Energy* 201, 117687. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117687>
- Kristensen, M.H., Hedegaard, R.E., Petersen, S., 2018. Hierarchical calibration of archetypes for urban building energy modeling. *Energy Build.* 175, 219–234. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.07.030>
- Labanca, N., Bertoldi, P., 2018. Beyond energy efficiency and individual behaviours: policy insights from social practice theories. *Energy Policy* 115, 494–502. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.01.027>
- Langevin, J., Harris, C.B., Reyna, J.L., 2019. Assessing the Potential to Reduce U.S. Building CO2 Emissions 80% by 2050. *Joule* 3, 2403–2424. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2019.07.013>
- Langevin, J., Reyna, J.L., Ebrahimigharehbaghi, S., Sandberg, N., Fennell, P., Nägeli, C., Laverge, J., Delghust, M., Mata, É., Van Hove, M., Webster, J., Federico, F., Jakob, M., Camarasa, C., 2020. Developing a common approach for classifying building stock energy models. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 133, 110276. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110276>
- Lardin, P., 2012. Estimation de synchrones de consommation électrique par sondage et prise en compte d'information auxiliaire.

- Le Pira, M., Marcucci, E., Gatta, V., Inturri, G., Ignaccolo, M., Pluchino, A., 2017. Integrating discrete choice models and agent-based models for ex-ante evaluation of stakeholder policy acceptability in urban freight transport. *Res. Transp. Econ.* 64, 13–25. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2017.08.002>
- Lefort, L., de Rouge, R.B., Schetelat, P., Berthou, T., Riederer, P., Duplessis, B., Peirano, E., 2020. Development of a methodology of validation for urban building energy models and application to French residential consumption. Presented at the uSIM2020 - Building to Buildings: Urban and Community Energy Modelling, Heriott-Watt University, Edinburgh (online), p. 8.
- Lethea, L., 2017. Impact of water hardness on energy consumption of geyser heating elements. *Water SA* 43, 614. <https://doi.org/10.4314/wsa.v43i4.09>
- Li, Y., O'Neill, Z., Zhang, L., Chen, J., Im, P., DeGraw, J., 2021. Grey-box modeling and application for building energy simulations - A critical review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 146, 111174. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111174>
- Loga, T., 2016. TABULA building typologies in 20 European countries—Making energy-related features of residential building stocks comparable. *Energy Build.* 9.
- Loga, T., Großklos, M., Knissel, J., 2003. Der Einfluss des Gebäudestandards und des Nutzerverhaltens auf die Heizkosten – Konsequenzen für die verbrauchsabhängige Abrechnung.
- Lopes, M.A.R., Antunes, C.H., Martins, N., 2015. Towards more effective behavioural energy policy: An integrative modelling approach to residential energy consumption in Europe. *Energy Res. Soc. Sci.* 7, 84–98. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2015.03.004>
- Lopes, M.A.R., Antunes, C.H., Martins, N., 2012. Energy behaviours as promoters of energy efficiency: A 21st century review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 16, 4095–4104. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.03.034>
- Lorenz, R., Stalhandske, Z., Fischer, E.M., 2019. Detection of a Climate Change Signal in Extreme Heat, Heat Stress, and Cold in Europe From Observations. *Geophys. Res. Lett.* 46, 8363–8374. <https://doi.org/10.1029/2019GL082062>
- Love, J., Smith, A.Z.P., Watson, S., Oikonomou, E., Summerfield, A., Gleeson, C., Biddulph, P., Chiu, L.F., Wingfield, J., Martin, C., Stone, A., Lowe, R., 2017. The addition of heat pump electricity load profiles to GB electricity demand: Evidence from a heat pump field trial. *Appl. Energy* 204, 332–342. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.07.026>
- Mahdavi, A., Ghiassi, N., 2017. Urban Energy Computing: An Hourglass Model, in: *Proceedings of BSA Conference 2017: Third Conference of IBPSA-Italy*, BSA Conference. IBPSA-Italy, Bozen-Bolzano, Italy, pp. 3–11.
- Maia, I., Kranzl, L., Müller, A., 2021. New step-by-step retrofitting model for delivering optimum timing. *Appl. Energy* 290, 116714. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116714>
- Maïzia, M., Macraigne, S., Traisnel, J.-P., 2007. Pompes à chaleur et habitat prospective des consommations d'énergie et des émissions de CO2 dans l'habitat les gisements offerts par les pompes à chaleur. IDDRI, Paris.
- Martinez Soto, A., Jentsch, M.F., 2016. Comparison of prediction models for determining energy demand in the residential sector of a country. *Energy Build.* 128, 38–55. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.063>
- Marty-Jourjon, V., Berthou, T., Stabat, P., 2020. Parameters identification of grey-box building energy model through Bayesian calibration. Presented at the Building Simulation and Optimization 2020, IBPSA England, Loughborough, UK, p. 9.
- Mata, É., Kalagasidis, A.S., Johnsson, F., 2013. A modelling strategy for energy, carbon, and cost assessments of building stocks. *Energy Build.* 56, 100–108. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.09.037>

- Mata, É., Sasic Kalagasidis, A., Johnsson, F., 2014. Building-stock aggregation through archetype buildings: France, Germany, Spain and the UK. *Build. Environ.* 81, 270–282. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.06.013>
- Mata, É., Wanemark, J., Österbring, M., Shadram, F., 2020. Ambition meets reality – Modeling renovations of the stock of apartments in Gothenburg by 2050. *Energy Build.* 223, 110098. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110098>
- Matoba, H., Shimoda, Y., Sugiyama, M., Nishimoto, R., Taniguchi-Matsuoka, A., Yamaguchi, Y., 2020. Reproducing of Energy Use Differences among Households in National Residential Sector by Simulation Model 8.
- McNeil, M.A., Feng, W., de la Rue du Can, S., Khanna, N.Z., Ke, J., Zhou, N., 2016. Energy efficiency outlook in China’s urban buildings sector through 2030. *Energy Policy* 97, 532–539. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2016.07.033>
- McNeil, M.A., Karali, N., Letschert, V., 2019. Forecasting Indonesia’s electricity load through 2030 and peak demand reductions from appliance and lighting efficiency. *Energy Sustain. Dev.* 49, 65–77. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2019.01.001>
- McNeil, M.A., Letschert, V.E., 2010. Modeling diffusion of electrical appliances in the residential sector. *Energy Build.* 42, 783–790. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.11.015>
- McNeil, M.A., Letschert, V.E., de la Rue du Can, S., Ke, J., 2013. Bottom–Up Energy Analysis System (BUENAS)—an international appliance efficiency policy tool. *Energy Effic.* 6, 191–217. <https://doi.org/10.1007/s12053-012-9182-6>
- Météo France, 2020. . Météo Fr. URL <https://meteofrance.com/comprendre-la-meteo/temperatures/quest-ce-quune-vague-de-froid> (accessed 8.31.23).
- Miara, M., 2014. Efficiency of Heat Pumps in Real Operating Conditions – Results of three Monitoring Campaigns in Germany. *REHVA Eur. HVAC J.* 51, 5–12.
- Miara, M., Günther, D., Langner, R., 2020. Heat pumps in existing residential buildings. Presented at the 13th IEA Heat Pump Conference, Jeju, Korea, p. 8.
- Michalak, P., 2019. A thermal network model for the dynamic simulation of the energy performance of buildings with the time varying ventilation flow. *Energy Build.* 202, 109337. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109337>
- Michel, H., 1996. Le chauffage électrique des locaux. *Bull. Hist. L’électricité* 27, 163–174. <https://doi.org/10.3406/helec.1996.1321>
- Ministère de l’égalité des territoires et du logement, 2012. Arrêté du 28 décembre 2012 relatif aux caractéristiques thermiques et aux exigences de performance énergétique des bâtiments nouveaux et des parties nouvelles de bâtiments autres que ceux concernés par l’article 2 du décret du 26 octobre 2010 relatif aux caractéristiques thermiques et à la performance énergétique des constructions, ETLL1233337A.
- Ministère De L’Environnement (SDES), 2017a. Enquête Performance de l’Habitat, Equipements, Besoins et USages de l’énergie - volet DPE - 2013. <https://doi.org/10.34724/CASD.195.1548.V1>
- Ministère De L’Environnement (SDES), 2017b. Enquête Performance de l’Habitat, Equipements, Besoins et USages de l’énergie - volet CLODE - 2013. <https://doi.org/10.34724/CASD.296.2501.V1>
- Moglia, M., Podkalicka, A., McGregor, J., 2018. An Agent-Based Model of Residential Energy Efficiency Adoption. *J. Artif. Soc. Soc. Simul.* 21, 3. <https://doi.org/10.18564/jasss.3729>
- Moliner, A.D., 2017. Estimation robuste de courbes de consommation électrique moyennes par sondage pour de petits domaines en présence de valeurs manquantes.
- Moreau, V., Laurent, M.-H., Berthou, T., Duplessis, B., 2022. Household energy usage behaviour – is it mightier than energy efficiency? Accounting for the impact of

- behaviour diversity on household space heating hourly national power demand, in: Eceee 2022 Summer Study Proceedings. Presented at the Agents of Change., Presqu'île de Giens, France, p. 11.
- Morisot, Marchio, D., Fleury, 2006. ConsoClim, Cahier des algorithmes.
- Munaretto, F., 2014. Étude de l'influence de l'inertie thermique sur les performances énergétiques des bâtiments.
- Nägeli, C., Camarasa, C., Jakob, M., Catenazzi, G., Ostermeyer, Y., 2018. Synthetic building stocks as a way to assess the energy demand and greenhouse gas emissions of national building stocks. *Energy Build.* 173, 443–460. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.05.055>
- Nägeli, C., Jakob, M., Catenazzi, G., Ostermeyer, Y., 2020. Towards agent-based building stock modeling: Bottom-up modeling of long-term stock dynamics affecting the energy and climate impact of building stocks. *Energy Build.* 211, 109763. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109763>
- NF EN 13786, 2017. Performance thermique des composants de bâtiment — Caractéristiques thermiques dynamiques — Méthodes de calcul.
- Nguyen, A.H.T., Decellas, F., Duplessis, B., Rivière, P., Marchio, D., 2019. Tertiary building stock modeling: Area determination by fusion of different datasets. *J. Phys. Conf. Ser.* 1343, 012017. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1343/1/012017>
- Ó Broin, E., Mata, É., Göransson, A., Johnsson, F., 2013. The effect of improved efficiency on energy savings in EU-27 buildings. *Energy* 57, 134–148. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.01.016>
- O'Hegarty, R., Kinnane, O., Lennon, D., Colclough, S., 2022. Air-to-water heat pumps: Review and analysis of the performance gap between in-use and product rated performance. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 155, 111887. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111887>
- Oliveira Panão, M.J.N., Brito, M.C., 2018. Modelling aggregate hourly electricity consumption based on bottom-up building stock. *Energy Build.* 170, 170–182. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.04.010>
- Onat, N.C., Egilmez, G., Tatari, O., 2014. Towards greening the U.S. residential building stock: A system dynamics approach. *Build. Environ.* 78, 68–80. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.03.030>
- ONRE, 2022. LA RÉNOVATION ÉNERGÉTIQUE DES LOGEMENTS BILAN DES TRAVAUX ET DES AIDES ENTRE 2016 ET 2019.
- Osso, D., Allibe, B., Laurent, M.-H., 2011. Demolition vs. refurbishment for the old houses: a regional cost-benefit analysis. Presented at the ECEEE, p. 13.
- Osso, D., Laurent, M.-H., 2017. Radiographie des logements « tout élec » construits avant les années 2000. *Chauff. Vent. Cond. D'air* 38–41.
- Österbring, M., Mata, É., Thuvander, L., Mangold, M., Johnsson, F., Wallbaum, H., 2016. A differentiated description of building-stocks for a georeferenced urban bottom-up building-stock model. *Energy Build.* 120, 78–84. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.03.060>
- Ouyang, K., Haghghat, F., 1991. A procedure for calculating thermal response factors of multi-layer walls—State space method. *Build. Environ.* 26, 173–177. [https://doi.org/10.1016/0360-1323\(91\)90024-6](https://doi.org/10.1016/0360-1323(91)90024-6)
- Özkizilkaya, Ö., 2014. Thermosensibilité de la demande électrique: identification de la part non linéaire par couplage d'une modélisation bottom-up et de l'approche bayésienne.
- Pachano, J.E., Bandera, C.F., 2021. Multi-step building energy model calibration process based on measured data. *Energy Build.* 252, 111380. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111380>

- Palomo Del Barrio, E., Guyon, G., 2003. Theoretical basis for empirical model validation using parameters space analysis tools. *Energy Build.* 35, 985–996. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(03\)00038-0](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(03)00038-0)
- Pannier, M.-L., Recht, T., Robillart, M., Schalbart, P., Peuportier, B., Mora, L., 2021. Identifying optimal renovation schedules for building portfolios: Application in a social housing context under multi-year funding constraints. *Energy Build.* 250, 111290. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111290>
- Parey, S., 2021. Production de séries temporelles horaires à l’horizon 2050 pour les besoins du département TREE.
- Paruchuri, P., Pullalarevu, A.R., Karlapalem, K., 2002. Multi agent simulation of unorganized traffic, in: *Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems Part 1 - AAMAS '02*. Presented at the the first international joint conference, ACM Press, Bologna, Italy, p. 176. <https://doi.org/10.1145/544741.544786>
- Perez, N., Riederer, P., Inard, C., Partenay, V., 2015. Thermal building modelling adapted to district energy simulation. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3714.2163/1>
- Persily, A., Musser, A., Emmerich, S.J., 2010. Modeled infiltration rate distributions for U.S. housing: Modeled infiltration rate distributions. *Indoor Air* 20, 473–485. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0668.2010.00669.x>
- Quiggin, D., Buswell, R., 2016. The implications of heat electrification on national electrical supply-demand balance under published 2050 energy scenarios. *Energy* 98, 253–270. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.11.060>
- Rabut, P., 2010. Déterminer la réponse de la consommation d’électricité à une variation de température : proposition de méthode.
- Ramallo-González, A.P., Eames, M.E., Coley, D.A., 2013. Lumped parameter models for building thermal modelling: An analytic approach to simplifying complex multi-layered constructions. *Energy Build.* 60, 174–184. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.01.014>
- Rasooli, A., Itard, L., Ferreira, C.I., 2016. A response factor-based method for the rapid in-situ determination of wall’s thermal resistance in existing buildings. *Energy Build.* 119, 51–61. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.03.009>
- Raynaud, M., 2014. Evaluation ex-post de l’efficacité de solutions de rénovation énergétique en résidentiel 239.
- Règles de l’Art Grenelle Environnement 2012, 2014. POMPES À CHALEUR DOUBLE SERVICE EN HABITAT INDIVIDUEL (Recommandations Professionnelles), Règles de l’Art Grenelle Environnement.
- Reinhart, C.F., Cerezo Davila, C., 2016. Urban building energy modeling – A review of a nascent field. *Build. Environ.* 97, 196–202. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.12.001>
- Renté, N., Attonaty, K., Meljac, L., Tran, C.-T., Stabat, P., 2022. Challenges of heat pumps coupled with building to make them a flexibility tool for the electricity network, in: *Eceee 2022 Summer Study Proceedings*. Presented at the Agents of Change., Presqu’île de Giens, France, p. 11.
- Reynders, G., Diriken, J., Saelens, D., 2017. Generic characterization method for energy flexibility: Applied to structural thermal storage in residential buildings. *Appl. Energy* 198, 192–202. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.04.061>
- Reynders, G., Diriken, J., Saelens, D., 2014. Quality of grey-box models and identified parameters as function of the accuracy of input and observation signals. *Energy Build.* 82, 263–274. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.07.025>

- Reynders, Glenn, Diriken, J., Saelens, D., 2014. Bottom-up modeling of the Belgian residential building stock: influence of model complexity. Presented at the 9th International Conference on System Simulation in Buildings, Liege, p. 20.
- Riederer, P., Partenay, V., Perez, N., Nocito, C., Trigance, R., Guiot, T., 2015. Development of a simulation platform for the evaluation of district energy system performances. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.4668.8401/1>
- Rodriguez, J., Fumo, N., 2021. Zoned heating, ventilation, and air-conditioning residential systems: A systematic review. *J. Build. Eng.* 43, 102925. <https://doi.org/10.1016/j.job.2021.102925>
- Rogean, A., Girard, R., Abdelouadoud, Y., Thorel, M., Kariniotakis, G., 2020. Joint optimization of building-envelope and heating-system retrofits at territory scale to enhance decision-aiding. *Appl. Energy* 264, 114639. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.114639>
- RTE, 2021. Règles relatives à la Programmation, au Mécanisme d'Ajustement et au dispositif de Responsable d'Equilibre.
- RTE, ADEME, 2020. Réduction des émissions de CO₂, impact sur le système électrique : quelle contribution du chauffage dans les bâtiments à l'horizon 2035 ?
- Ruiz, G., Bandera, C., 2017. Validation of Calibrated Energy Models: Common Errors. *Energies* 10, 1587. <https://doi.org/10.3390/en10101587>
- Sandberg, N.H., Sartori, I., Vestrum, M.I., Brattebø, H., 2017. Using a segmented dynamic dwelling stock model for scenario analysis of future energy demand: The dwelling stock of Norway 2016–2050. *Energy Build.* 146, 220–232. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.04.016>
- Saner, D., Heeren, N., Jäggi, B., Waraich, R.A., Hellweg, S., 2013. Housing and Mobility Demands of Individual Households and their Life Cycle Assessment. *Environ. Sci. Technol.* 47, 5988–5997. <https://doi.org/10.1021/es304084p>
- Sansregret, S., Lavigne, K., Le Lostec, B., Francois, L., Guay, F., 2019. High Resolution Bottom-up Residential Electrical Model For Distribution Networks Planning. Presented at the Building Simulation 2019, Rome, Italy, pp. 3540–3547. <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.210716>
- Sartori, I., 2016. Dynamic building stock modelling: General algorithm and exemplification for Norway. *Energy Build.* 13.
- Sautory, O., 2018. Les méthodes de calage.
- Schetelat, P., Lefort, L., Delgado, N., 2020. Urban data imputation using multi-output multi-class classification. Presented at the uSIM2020 - Building to Buildings: Urban and Community Energy Modelling, Heriott-Watt University, Edinburgh (online), p. 8.
- SDES, 2023. Bilan énergétique de la France pour 2021.
- SDES, 2020. Le parc de logements par classe de consommation énergétique (Document de travail No. 49).
- Shen, P., Braham, W., Yi, Y., 2018. Development of a lightweight building simulation tool using simplified zone thermal coupling for fast parametric study. *Appl. Energy* 223, 188–214. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.039>
- Shin, M., Haberl, J.S., 2019. Thermal zoning for building HVAC design and energy simulation: A literature review. *Energy Build.* 203, 109429. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109429>
- Sokol, J., Cerezo Davila, C., Reinhart, C.F., 2017. Validation of a Bayesian-based method for defining residential archetypes in urban building energy models. *Energy Build.* 134, 11–24. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.10.050>

- Sperber, E., Frey, U., Bertsch, V., 2020. Reduced-order models for assessing demand response with heat pumps – Insights from the German energy system. *Energy Build.* 223, 110144. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110144>
- Statistical Analysis with Missing Data, Second edition. ed, 2014. , Wiley Series in Probability and Statistics. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA. <https://doi.org/10.1002/9781119013563.fmatter>
- Stolyarova, E., Cadre, H.L., Osso, D., Allibe, B., Maïzi, N., 2015. Residential Space Heating Determinants and Supply-Side Restrictions: Discrete Choice Approach (Working Papers No. hal-01113230). HAL.
- Streicher, K.N., Berger, M., Panos, E., Narula, K., Soini, M.C., Patel, M.K., 2021. Optimal building retrofit pathways considering stock dynamics and climate change impacts. *Energy Policy* 152, 112220. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112220>
- Streicher, K.N., Mennel, S., Chambers, J., Parra, D., Patel, M.K., 2020. Cost-effectiveness of large-scale deep energy retrofit packages for residential buildings under different economic assessment approaches. *Energy Build.* 215, 109870. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109870>
- Streicher, K.N., Padey, P., Parra, D., Bürer, M.C., Schneider, S., Patel, M.K., 2019. Analysis of space heating demand in the Swiss residential building stock: Element-based bottom-up model of archetype buildings. *Energy Build.* 184, 300–322. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.12.011>
- Subrémon, H., 2012. Pour une intelligence énergétique : ou comment se libérer de l'emprise de la technique sur les usages du logement. *Métropolitique*. URL www.metropolitiques.eu/Pour-une-intelligence-energetique.html.
- Swan, L.G., Ugursal, V.I., 2009. Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 13, 1819–1835. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.033>
- Taylor, S.C., Firth, S.K., Wang, C., Allinson, D., Quddus, M., Smith, P., 2014. Spatial mapping of building energy demand in Great Britain. *GCB Bioenergy* 6, 123–135. <https://doi.org/10.1111/gcbb.12165>
- Tejeda De La Cruz, A., 2016. Développement d'une méthode d'auto-paramétrage auto-adaptatif pour une pompe à chaleur en vue d'un fonctionnement optimisé. Mines Paris PSL Université, Paris.
- Terrasson, H., 2021. Use of a diagnostic equation to evaluate the urban heat island intensity and its consequences on buildings energy consumption 18.
- Thacker, S., Barr, S., Pant, R., Hall, J.W., Alderson, D., 2017. Geographic Hotspots of Critical National Infrastructure: Geographic Hotspots of Critical National Infrastructure. *Risk Anal.* 37, 2490–2505. <https://doi.org/10.1111/risa.12840>
- Thalfeldt, M., Skare, A., Georges, L., Skreiberg, Ø., 2020. Parametric Energy Simulations of a Nordic Detached House Heated by a Wood Stove. *E3S Web Conf.* 172, 25007. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202017225007>
- Thiriot, S., 2010. Generate Descriptive Social Networks for Large Populations from Available Observations: A Novel Methodology and a Generator.
- Thiriot, S., Kant, J.-D., 2008. Generate Country-Scale Networks of Interaction from Scattered Statistics, in: arXiv:2004.01031 [Cs, Stat]. Presented at the Fifth Conference of the European Social Simulation Association, University of Brescia, Brescia, Italy.
- Thiriot, S., Sevenet, M., 2020. Pairing for Generation of Synthetic Populations: the Direct Probabilistic Pairing method. *ArXiv200203853 Phys. Stat.*
- Thouvenot, V., Pichavant, A., Goude, Y., Antoniadis, A., Poggi, J.-M., 2016. Electricity Forecasting Using Multi-Stage Estimators of Nonlinear Additive Models. *IEEE Trans. Power Syst.* 31, 3665–3673. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2015.2504921>

- TOPTEN, 2015. Energy efficiency of White Goods in Europe: monitoring the market with sales data.
- Travaux de bâtiment — Installations de pompes à chaleur — Partie 1-1 : Cahier des clauses techniques types, 2017.
- Trucano, T.G., Swiler, L.P., Igusa, T., Oberkampf, W.L., Pilch, M., 2006. Calibration, validation, and sensitivity analysis: What's what. *Reliab. Eng. Syst. Saf.* 91, 1331–1357. <https://doi.org/10.1016/j.res.2005.11.031>
- UCL, 2023. Dimensionner une chaudière et ses auxiliaires. *Energ. Archit. Clim. Fac. D'architecture D'ingénierie Archit. D'urbanisme LOCI Univ. Cathol. Louvain Belg.* URL https://energieplus-lesite.be/concevoir/chauffage/dimensionner-l-installation-de-chauffage/dimensionner-une-chaudiere-et-ses-auxiliaires/#Dimensionnement_des_circulateurs
- Urge-Vorsatz, D., Petrichenko, K., Staniec, M., Eom, J., 2013. Energy use in buildings in a long-term perspective. *Curr. Opin. Environ. Sustain.* 5, 141–151. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.05.004>
- Vásquez, F., Müller, Sandberg, N.H., 2016. Dynamic type-cohort-time approach for the analysis of energy reductions strategies in the building stock. *Energy Build.* 19.
- Vellei, M., Chinazzo, G., Zitting, K.-M., Hubbard, J., 2021. Human thermal perception and time of day: A review. *Temperature* 8, 320–341. <https://doi.org/10.1080/23328940.2021.1976004>
- Vellei, M., O'Brien, W., Martinez, S., Le Dréau, J., 2022. Some evidence of a time-varying thermal perception. *Indoor Built Environ.* 31, 788–806. <https://doi.org/10.1177/1420326X211034563>
- Verbeke, S., Audenaert, A., 2018. Thermal inertia in buildings: A review of impacts across climate and building use. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 82, 2300–2318. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.08.083>
- Viguié, R., 2020. Une courbe pour bien se chauffer. Les températures de chauffage préconisées au XXe siècle: Flux N° 121, 102–107. <https://doi.org/10.3917/flux1.121.0102>
- Vivian, J., Zarrella, A., Emmi, G., De Carli, M., 2017. An evaluation of the suitability of lumped-capacitance models in calculating energy needs and thermal behaviour of buildings. *Energy Build.* 150, 447–465. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.06.021>
- Vorger, É., 2014. Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment (Theses). Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Vuillecard, C., 2013. Méthode de construction d'une offre d'effacement électrique basée sur les technologies gaz naturel: Application - micro-cogénération et chaudière hybride. Mines Paris PSL Université.
- Ward, R.M., Choudhary, R., Heo, Y., Aston, J.A.D., 2019. A data-centric bottom-up model for generation of stochastic internal load profiles based on space-use type. *J. Build. Perform. Simul.* 12, 620–636. <https://doi.org/10.1080/19401493.2019.1583287>
- Watson, S., 2020. Predicting the additional GB electricity demand resulting from a widespread uptake of domestic heat pumps 6542489 Bytes. <https://doi.org/10.26174/THESIS.LBORO.11956818.V1>
- Watson, S.D., Crawley, J., Lomas, K.J., Buswell, R.A., 2023. Predicting future GB heat pump electricity demand. *Energy Build.* 286, 112917. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.112917>
- Watson, S.D., Lomas, K.J., Buswell, R.A., 2021. How will heat pumps alter national half-hourly heat demands? Empirical modelling based on GB field trials. *Energy Build.* 238, 110777. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110777>

- Wei, S., Jones, R., de Wilde, P., 2014. Driving factors for occupant-controlled space heating in residential buildings. *Energy Build.* 70, 36–44. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.11.001>
- Wilkerson, J.T., Cullenward, D., Davidian, D., Weyant, J.P., 2013. End use technology choice in the National Energy Modeling System (NEMS): An analysis of the residential and commercial building sectors. *Energy Econ.* 40, 773–784. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.09.023>
- Wilson, E., Christensen, C., Horowitz, S., Horsey, H., 2016. A high-granularity approach to modeling energy consumption and savings potential in the U.S. Residential building stock, in: ASHRAE and IBPSA-USA Building Simulation Conference. pp. 399–406.
- Wilson, E.J., Christensen, C.B., Horowitz, S.G., Robertson, J.J., Maguire, J.B., 2017. Energy Efficiency Potential in the U.S. Single-Family Housing Stock (No. NREL/TP--5500-68670, 1414819). <https://doi.org/10.2172/1414819>
- Winkler, J., Das, S., Earle, L., Burkett, L., Robertson, J., Roberts, D., Booten, C., 2020. Impact of installation faults in air conditioners and heat pumps in single-family homes on U.S. energy usage. *Appl. Energy* 278, 115533. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115533>
- Yan, Y., Zhang, H., Long, Y., Zhou, X., Liao, Q., Xu, N., Liang, Y., 2020. A factor-based bottom-up approach for the long-term electricity consumption estimation in the Japanese residential sector. *J. Environ. Manage.* 270, 110750. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110750>
- Zhou, W., Moncaster, A., Reiner, D.M., Guthrie, P., 2019. Estimating Lifetimes and Stock Turnover Dynamics of Urban Residential Buildings in China. *Sustainability* 11, 3720. <https://doi.org/10.3390/su11133720>
- Zucker, G., Judex, F., Blöchle, M., Köstl, M., Widl, E., Hauer, S., Bres, A., Zeilinger, J., 2016. A new method for optimizing operation of large neighborhoods of buildings using thermal simulation. *Energy Build.* 125, 153–160. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.04.081>

Annexe : publication à l'ECEEE 2022

Household energy usage behaviour – is it mightier than energy efficiency? Accounting for the impact of behaviour diversity on household space heating hourly national power demand

Valentin Moreau
EDF Lab Les Renardières
77250 Moret-Loing-Et-Orvanne
France
valentin-va.moreau@edf.fr

Marie-Hélène Laurent
EDF Lab Les Renardières
77250 Moret-Loing-Et-Orvanne
France
marie-helene.laurent@edf.fr

Thomas Berthou
Mines Paris, PSL Research University
Centre for Energy Efficiency of Systems
75006 Paris
France
thomas.berthou@minesparis.psl.eu

Bruno Duplessis
Mines Paris, PSL Research University
Centre for Energy Efficiency of Systems
75006 Paris
France
bruno.duplessis@minesparis.psl.eu

Keywords

bottom-up, space heating, household consumption, demand side management (DSM), behaviour, load curve, power demand profile, residential buildings

Abstract

The potential of residential sector decarbonisation is manifold including the energy efficiency of buildings and systems, household conservation behaviour, increased use of renewable resources along with demand side management. Space heating is known to have the largest share in residential energy consumption and GHG emission; and European carbon neutral scenarios support an increasing use of low-carbon electricity for domestic space heating. Therefore, policy evaluation and future studies must not only evaluate pathways towards carbon neutral targets in terms of energy and GHG emissions, but also assess future power demand and that demand side management potentials could help renewable energy development.

Statistical models are efficient for short term load forecasting; yet, trend breaks, such as behaviour changes, are still hard to predict. This supports the need for explicit bottom-up models despite several scientific and technical difficulties (such as representing diversity at national scale which requires large amounts of data and long configuration and physical simulation time).

The present work consists of evaluating energy efficiency and behaviour change scenarios. Results show the former has a core impact on energy demand, while energy usage behaviour is a main driver of the power demand profile. Load curve warping is analysed under several scenarios including change in heating

management pattern, retrofitting, new space heating equipment, etc.

A bottom-up model based on physics simulation is developed for load curve computation of the whole French residential building stock. It relies on a 4,000-household survey, for diversity and consistency in household energy behaviours. They encompass both temporal and spatial space heating management actions (e.g., night setback, living and sleeping room temperature differentiation)

Introduction

BUILDING SECTOR AMBITIONS TOWARD CARBON NEUTRALITY

In Europe, with 40 % of final energy consumption and 36 % of greenhouse gas emissions (European Commission Department Energy, 2020), the building sector is at the core of the 2050 carbon neutrality scenarios. The main levers for the energy transition in this sector, as published for example in the French national low-carbon strategy (*Stratégie nationale bas carbone*, 2020), being:

- Decarbonisation via the transition to low-carbon energy sources (biomass, renewable heat networks, decarbonised electricity, etc.) for thermal uses (space heating, domestic hot water, air conditioning and cooking) in buildings.
- Energy efficiency through:
 - Improving buildings by retrofitting the existing stock and introducing more stringent regulations for new buildings. The objective is to achieve an average low energy consumption building level by 2050.

- Improving the performance of heating equipment. Currently, one third of the French building stock is heated by electricity, mainly with direct heating. The switch to more heat pumps would make it possible to exploit renewable heat from the environment.
- Energy conservation behaviours, such as reducing heating set points or better heating management.

FROM ENERGY SAVING TO DEMAND SIDE MANAGEMENT

Energy policies in the building sector (e.g., energy performance certification and buildings thermal regulation transposed from the Energy Performance of Building Directive) and economic incentive policies support decarbonisation and energy efficiency strategies. However, as illustrated on Figure 1, the same effort on energy efficiency could lead to different power demand profiles (*blue curve*) for the same energy consumption (*area under curve*). This load shape is not neutral as the intermittency imposed by the growing integration of renewable energies in electricity generation is creating a need to manage energy demand (power). Buildings have great potential to help balance the grid (thermal inertia, thermal storage equipment or control of thermal uses) yet this impact on load curve should be assessed. Furthermore, rising electrification of thermal uses requires power demand forecast for which statistical short-term models are unsuitable since they are built on the past.

OBJECTIVES

The present work focuses on a comparison between energy efficiency and household behaviour impact on the power demand profile, focusing on the French residential hourly heating load

curve. In this work only space heating is simulated. Neither air conditioning nor domestic hot water nor domestic appliances are accounted for. This will be part of future development.

The first section provides an overview of the state of the art of building stock energy models, considering energy behaviour modelling. The modelling choices retained to reach power demand profile simulation are presented. The second section presents the data framework. Third section details the methodology to compare *energy efficiency* and *heating management behaviour*. Results are presented and discussed in the last section.

Modelling approach

When addressing time-varying (e.g., hourly) energy demand profile, one cannot separate modelling of behaviour from high resolution simulation of energy consumption. These two aspects are briefly defined and reviewed. The compromises retained for a large-scale national model are then exposed.

ENERGY BEHAVIOURS MODELLING

Energy behaviour modelling can be addressed with different perspectives depending on research field. (Lopes et al., 2012) reviewed 3 main approaches. *Energy behaviour frameworks* tend to rely on social science to model energy behaviour, while *energy modelling* is focusing on energy consumption solely. Finally, *energy behaviour modelling* aims at integrating the two approaches. The present work is deeply rooted in *energy modelling* and more specifically in *building stock energy modelling* which are reviewed in (Langevin et al., 2020) and briefly summarised in Table 1. Furthermore, this work aims at simulating national heating power demand profile, and not only energy demand,

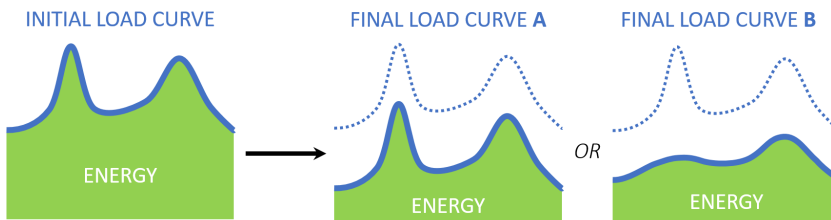


Figure 1. Schematic of average winter day national heating load curve (blue curve) before and after implementation of energy efficiency action leading to the same energy savings (green area under curve) but different shape according to the implemented action.

Table 1. Summary of (Langevin et al., 2020) building stock energy model classification.

	Top-down	Bottom-up
Black-box	Allowing socio-economic determinants of consumption to be considered but not the emergence of new technologies. (Ó Broin et al., 2013)	Efficient for predicting short- or medium-term load curves (Goude et al., 2014). However, disaggregated data at high space and time resolutions are too scarce to learn the influence of all determinants, specially concerning behaviour. (Ward et al., 2019)
White-box approaches use explicit descriptions of systems, agents, or physical phenomena.	Allow the representation of complex global dynamics such as lifetime or replacement rates (Zhou et al., 2019); at the expense of phenomena occurring at a fine resolution (regional climate, action on certain buildings).	Can integrate the diversity of use, equipment and behaviour and their diversity within the population. The uses are disaggregated, which allows for the analysis of a specific use (McNeil and Letschert, 2010) or the impact of an exogenous parameter such as climate (Figueiredo et al., 2020). This level of disaggregation is possible at the expense of complex interactions and overall economic coherence that are not explicitly modelled (e.g., socio-economic factors are generally left out). <i>(present work is white-box bottom-up)</i>

requiring special compromise to have both high-resolution simulation and representativeness of national diversity. Diversity is particularly important for the energy demand profile as it requires numerous (from hundred to thousand depending on the use-case) individual profile to converge. (Grandjean et al., 2011) Modelling unprecedented situations while encompassing both behaviour and energy efficiency at the dwelling or space heating system level supports the need for a bottom-up model based on individual dwelling simulation with explicit description of heating system and heating management behaviour.

Multiple dimensions of energy behaviours are identified by (Lopes et al., 2015): *investment behaviour* (e.g. new heating equipment), *maintenance behaviour* (e.g. building retrofit), *usage behaviour* (e.g. temperature set points, heating management in different rooms...) and *management and provision of energy resources* (e.g. demand side management).

The focus of this work is *heating management behaviour* of household. Heating management behaviour includes temperature set points variation over time (e.g., night set back) and space (e.g., lower temperature in bedrooms) through a regular weekday. Heating management behaviour is thus embedding both *usage energy behaviour* (variation in term of intensity or duration between households) and *management and provision of energy resources behaviour* (with important night or diurnal set-back for some households). A representative survey at national scale was conducted to describe these energy behaviours with hourly diaries (cf. Data framework section). Although representative and including a wide diversity of usage behaviour this work's approach is deterministic. Other authors proposed probabilistic models based on time use (Wilke et al., 2013) or agent based models (Amouroux et al., 2014).

For the sake of clarity, in this study, *energy efficiency* refers to adoption of new equipment or building envelope refurbishment without accounting for subsequent changes in energy usage behaviour. The maintenance and investment energy behaviour leading to this increased energy efficiency are not modelled. This allows eased comparison of usage energy behaviours and energy efficiency in terms of energy and power demand profile of the whole dwelling stock (cf. Methodology section). Some authors proposed building stock models including investment or maintenance behaviour based on agent models (Nägeli et al., 2020) or system-dynamics (Sandberg et al., 2017).

PHYSICS-BASED BOTTOM-UP MODELLING

Thermal simulation of building is at the core of the developed model. Building energy models (BEM) or building performance simulation (BPS) are physics-based models aiming at computing performance indicators of a building (such as interior temperature or energy demand) based on multiple input data (weather, geometry, envelope characteristics...). These are generally high-resolution simulation with fine time step (from a few minutes to one hour) allowing load curve computation. These tools, such as EnergyPlus (Crawley et al., 2000), are mostly used by building designer, for example to ensure that newly constructed building are respecting Energy Performance of Buildings rules. At large-scale (typically on a country scale), building stock energy models (BSEM) are of widespread use for energy policy to assess the potential for long-term changes in consumption, but also GHG emissions or associated costs. As the exhaustive simulation and parameterisation of a building

stock is initially out of reach, these models are generally based on samples or archetypes representative of all buildings. They focus on aggregated energy consumption indicators with low temporal resolutions (monthly or annual). (Mata et al., 2013) BEM and building stock model have been bridging, especially at urban scale leading to Urban Building Energy Model. (Reinhart and Cerezo Davila, 2016)

This work required a large-scale (national) building stock model (building stock load curve model) that integrates both:

- A physical simulation of heating needs with a sufficiently fine resolution to reproduce the associated load curve
- A probabilistic methodology to reproduce the technical diversity of the buildings, their environment, and the behaviour of their occupants at a national scale

COMPROMISE FOR A BUILDING STOCK LOAD CURVE MODEL

Each individual BEM must run with short time step to build hourly load profiles. However, the more accurate the model is, with shorter time step, the longer the simulation runs are. This also requires substantial configuration effort and larger data sets. Numerous individual simulations being needed to ensure diversity of the national load curve entails the need to compromise on individual simulation accuracy.

Lumped capacitance model

For this purpose, a lumped-capacitance model¹ is adopted based on the R6C2 model of (Berthou et al., 2014). Parametrisation and numerical solver are derived from (EN 13790, 2008). This type of simplified physical model has been compared to detailed BEM (Vivian et al., 2017) and validated on experimental data at urban scale (Sansregret et al., 2019). Distinction between several zones (living/sleeping or heated/unheated area) is retained. It can be parameterised on a national scale and makes it possible to integrate the diversity of uses of the dwellings (proportion of heated area, diversity of temperature settings, distribution of internal contributions, etc.) (Reynders et al., 2014) (Berthou et al., 2019).

Energy system model

BEM computes heating need (useful energy), that is the amount of energy required at every time step to reach the temperature set point. To transform this heating need into a final energy consumption, an energy system model is required. Two types of systems were implemented for this study:

- **Direct electric heaters** consist in an electric resistance producing heat by Joule effect. Their efficiency is close to 1 (1 kWh of useful thermal energy for 1 kWh of electricity consumption). There is no thermal inertia associated to most of these equipment and energy is transmitted to air mostly by convective exchanges (Bézian, 1997).
- **Outside air heat pump** is a thermodynamical equipment that allows (in the case of space heating) to transfer ther-

1. This two-zones lumped-capacitance model is used for zone of every dwelling of the Building Stock Load Curve Model. All the simulation and data processing were performed using Python 3, Numpy and Pandas, allowing simulation vectorialisation. (Harris et al., 2020; McKinney and others, 2010; Van Rossum and Drake, 2009).

mal energy to warm inside air from cold outside air, taking advantage of its renewable energy. They significantly outperform direct electric heaters as their average seasonal performance factor observed during last decade is around 3 (Miara, 2014) and around 4 for recent heat pumps (Eurovent Certita, 2022). That is 3 to 4 kWh of thermal useful energy for 1 kWh of electricity consumption. Because of their high coefficient of performance (COP), these equipment are essential to most decarbonisation scenarios. Yet, they are much more complex, and their performance depend on exogeneous parameters including outside air temperature. In this work, only air to air heat pump without thermal inertia were considered, to be easily compared with direct electric heater. Their efficiency were modelled using polynomial regressions based on (Eurovent Certita, 2022) certification data following (“EN14511,” 2018).

Both direct electric heaters and Heat Pumps are accounting for a third of the French dwelling stock main space heating equipment (11 million households by 2020).

Data framework

This section details the data sources one would require running such physics-based simulation. The final data set backbone is the 4,000-Household Home Heating (HHH) survey (Durand-Daubin et al., 2022), providing most information for the parameterisation of the heating management behaviour in the model. Thermal properties of dwelling are matched from Energy Performance Certificates (EPC) databases, using statistical inference technique like logistic regression or Bayesian network as described in (Schetelat et al., 2020). This framework enables diversity and statistical representativeness of households and dwellings, along with their interdependencies.

HOUSEHOLD HOME HEATING SURVEY

Representativeness

The Household Home Heating survey (HHH) is a survey owned by EDF and carried out in 2018 on a 4,000 households panel representative of the metropolitan France according to the quota method (based on National Census (Insee, 2017)) for the following criteria: age and occupation of the reference person; number of persons in household, type of housing (single-family house (detached, semi-detached, terraced house) or multi-family dwellings); occupancy status (owner, tenant);

region (Nomenclature of Territorial Unit Statistics NUTS 1); agglomeration size.

The survey includes similar questions to the National Census on households and the dwelling environment; and detailed questions regarding space heating equipment and spatial-temporal management of households. Respondents described their dwelling room by room and not focusing on envelope characteristics contrary to an EPC.

Heating management behaviour

The survey includes a time use section allowing to have 4,000 high-resolution hourly occupancy and temperature set point profiles. These profiles are defined for regular weekdays, for every room of every dwelling. Household heating management behaviour are thus described explicitly on the complete representative sample, allowing for diversity of time-dependent behaviour to be represented (as opposed to archetype behaviour as in normative approaches (*EN 13790*, 2008)). However, the different behaviour between weekdays and weekends, the impact of vacations or the different behaviour when facing cold waves (such as backup heating system or difference in management patterns) will be accounted for in future work.

Based on the HHH survey, (Durand-Daubin et al., 2022) analyses interdependencies between socio-economical characteristics, heating equipment's, dwellings characteristics and heating management behaviours of households. Based on hierarchical classification, the 4,000 heating management individual profiles have been divided into 4 types (cf. Table 2) depending on spatial or temporal management.

ENERGY PERFORMANCE CERTIFICATES

Energy Performance Certificates (EPC) are the finest level of resolution available on a national scale for dwellings geometry and thermal insulation. The PHEBUS survey (conducted in 2013) was used for this purpose. It is divided into two parts:

- CLODE component (Ministère De L'Environnement (SDES), 2017a) is a representative 5,000 households sample established from the census. Housing, equipment, and energy consumption were surveyed.
- Energy Performance Certificate component (Ministère De L'Environnement (SDES), 2017b). 2,500 volunteers from CLODE component were subjected to an EPC following the (“3CL-DPE,” 2012) method.

Table 2. Main classes of heating management behaviour.

	No temporal heating management Temperature set point remaining almost constant (less than 0.5°C of change) during the day and night	Temporal heating management Important temperature set back (2°C) when rooms are not occupied, or occupants are sleeping
No spatial heating management Living and sleeping room have same temperature set points	No heating management (20%)	Temporal heating management only (21%)
Spatial heating management lower temperature set point (1.5°C below) for bedroom	Spatial heating management only (10%)	Both spatial and temporal heating management (49%)

MISCELLANEOUS DATASETS

Weather

Weather data (temperature, global horizontal irradiance) originate from the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) Reanalysis 5th Generation (ERA5). 8 cities representatives of the 8 climatic zone of metropolitan France are kept.

Internal gains

Internal gains profile is based on a measurement campaign conducted and owned by EDF. Appliances from 25 dwellings were measured during 1 year at a 6 seconds time step. In the present work the average hourly profile is kept. This profile is considered unique (no variation between households, season, days) to isolate the influence of heating behaviour. It is only scaled proportionally to the floor area to match the energy consumption of appliances established from quantitative survey (Binet and Cayla, 2019).

Methodology

The objective is to separate the effects of every factor (energy efficiency and heating management behaviour) influencing energy demand and power demand profile. A reference simulation was defined, and single factor variants were simulated. Key Performances Indicators (KPI) and metrics were introduced to compare these variants. All variants and associated results are summarised in Table 4.

COMPARING ENERGY EFFICIENCY AND HEATING MANAGEMENT BEHAVIOUR IMPACTS ON THE LOAD CURVE

Reference simulation

The reference simulation is run for the group of 1,183 households (among the 4,000 of HHH survey) representative of the direct electrically heated dwelling national stock. The main reason for choosing this subgroup is that it represents more than a quarter of French households (SDES, 2021) and has thus a major impact on the national electric load curve.

Variants

In the remainder of this paper, every analysis of the influence of a factor (e.g., energy efficiency, household heating management) is done with all other factors being equal to the ones of the reference simulation.

Energy efficiency

As mentioned in the *Modelling approach* section, *energy efficiency* is modelled as in a thought experiment where it would not have influence on usage energy behaviour. The level of comfort is remaining the same. Energy efficiency measures are only changing the useful energy demand.

Heating management behaviour

To compare the four types of heating management behaviour (cf. Table 2), every type of heating management behaviour was applied one at a time to all households. When generalising each type of heating management to every household, the choice has been made not to change the initial level of well-being. Thus, the initial *comfort temperature* (temperature set point at 8pm in

the living area) was kept constant. For example, when applying the profiles of the type “Only temporal heating management” to every dwelling, each individual temperature profile was shifted to keep the initial comfort temperature. This method allows for a fair comparison between all types of heating management behaviour, only differentiated by the management achieved apart from when the maximum comfort level is required. One should keep in mind that these methodology allow for an easy comparison but overestimate energy saving potential as there is still a fraction (10–15 %) of fuel poverty, with households not able to reach a reasonable level of comfort. (Imbert et al., 2016).

It should be noted that heating behaviour cannot be dissociated from energy efficiency measure. For example retrofitting actions are generally associated to changes in the temperature set point and difference in spatial heating management (rebound effect, prebound effect or temperature takeback (Deurinck et al., 2012)).

Similarly, heating management behaviour in the HHH survey are linked to the energy system. For example, direct electric heating is the one showing the more important temporal and spatial management.

KEY PERFORMANCE INDICATORS AND METRICS

To compare the influence of energy efficiency and energy usage behaviour, the following metrics and KPI are introduced.

Metrics definition

Every simulation is run on the whole month of January 2016. This winter month was chosen to be close to the period covered by the available data for configuration and further validation. The average hourly load curve of the reference simulation (or any variant) is computed and used for the following metrics:

The mean value (W) of this average day quantifies the average load curve value (cf. Figure 2, left). The average value is proportional to the temperature set point, the heat exchange surface and inversely related to the thermal resistance of the envelope, efficiency of heating system, outside temperature and solar gains. The load curve shape is described based on the metrics of Table 3 (cf. Figure 2, right).

Results and discussion

The metrics associated to every average load curve are given in Table 4. All the figures aim at focusing on the load shape; thus, the reference load curve is always in dashed lines on the first Y-axis and the variant(s) on a second Y-axis. The X-axis ranges from 0 to 23 hours, every point being the average value of the beginning hour.

ENERGY EFFICIENCY IMPACT

In this subsection, the behaviour of household remains unchanged. The obtained load curve can be interpreted as though experiment where a single lever of energy efficiency would be applied to the whole building stock.

Space heating system

The reference group is only heated with direct electric heater. In this case study they are all replaced by air-to-air heat pumps as described in the *Modelling Approach* section. The main consequence is the drop of the average value by a

Table 3. Definition of the main metrics of a load curve shape.

Metrics	Value at	Definition, associated KPI and interpretation
Night baseload	1 am	Acting as the reference point. From the middle of the night to 6am the heating power slowly increase while the average temperature set point remains constants. This is due to the exterior temperature drop during night.
Morning peak	8 am	Morning peak is due to resuming heating after night setback. The <i>morning-peak-to-baseload ratio</i> gives an indication of the flatness (value close to 1) or sharpness (value bigger than 1) of the morning peak. The latter is characteristic of important night temperature set back while the former indicates almost constant temperatures set point.
Afternoon trough	1 pm	Afternoon trough is the combination of high temperature and solar gains from 3 to 5pm. The <i>afternoon-trough-to-baseload ratio</i> provide information about the off-peak diurnal behaviour compared to the night behaviour. The value is usually smaller than 1 because of higher solar and internal gains and lower temperature difference between indoor and outdoor. It can be closer or superior to 1 when the night set point is very low.
Evening peak	8 pm	Evening peak is a bit flatter than morning peak as temperature set point increases spread over a few hours to reach its maximum around 8pm. Evening peak is lessened by important internal gains (appliances, cooking, lighting, etc.) that contribute to reduce heating consumption while increasing the global peak of electricity. The understanding of the <i>evening-peak-to-baseload ratio</i> is quite like the <i>morning-peak-to-baseload ratio</i> . The former's value is generally superior to 1 and smaller than the <i>morning-peak-to-baseload ratio</i> due to accumulated heat gains during the afternoon (as opposed to increasing heat loss during the night) along with internal gains peaking around 8pm (lighting, cooking...)

Table 4. Load curve average value and shape metrics computed on average load curve of the month of January 2016 for energy efficiency and heating management behaviour variants.

			Load curve value			Load curve shape						
			Average value (W)	Compared to reference	Compared to absence of heating management	Night baseload (W)	Morning peak (W)	Afternoon trough (W)	Evening peak (W)	Ratio of morning peak to night baseload	Ratio of afternoon trough to night baseload	Ratio of evening peak to night baseload
	Reference simulation	--	1912	0%		1749	2256	1513	2177	1.29	0.87	1.25
Energy efficiency	Air/air Heat Pump instead of Joule heater	★	487	-75%		468	587	348	557	1.25	0.74	1.19
	Low energy envelope	★	1188	-38%		1045	1492	830	1462	1.43	0.79	1.40
	Low energy envelope with high inertia	★	1192	-38%		1051	1451	827	1506	1.38	0.79	1.43
Heating management behaviour	Non heated zone	★	1611	-16%		1438	1937	1271	1843	1.35	0.88	1.28
	Absence of heating management	★	1999	4.5%	0.0%	2202	2223	1468	1985	1.01	0.67	0.90
	Temporal heating management	★	1872	-2.1%	-6.3%	1306	2513	1622	2199	1.92	1.24	1.68
	Spatial heating management	★	1888	-1.3%	-5.5%	2006	2072	1384	2034	1.03	0.69	1.01
	Spatial & temporal heating management	★	1858	-2.9%	-7.1%	1575	2205	1509	2245	1.40	0.96	1.42

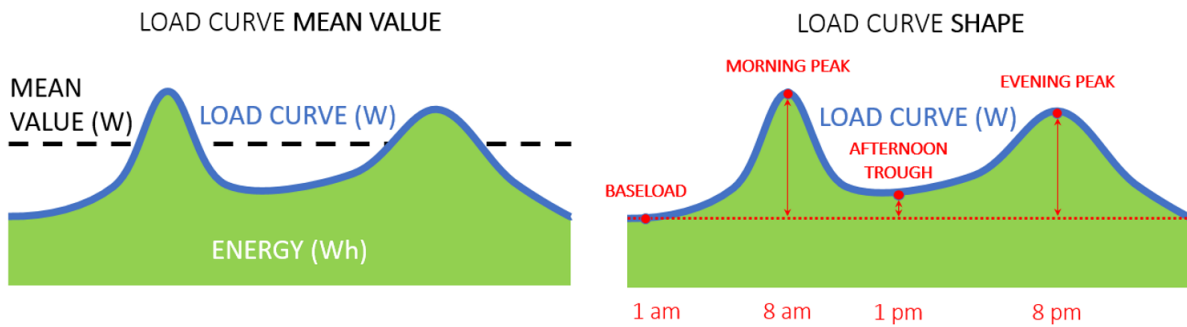


Figure 2. Simplified representation of average value and load curve shape metrics on a typical load shape profile.

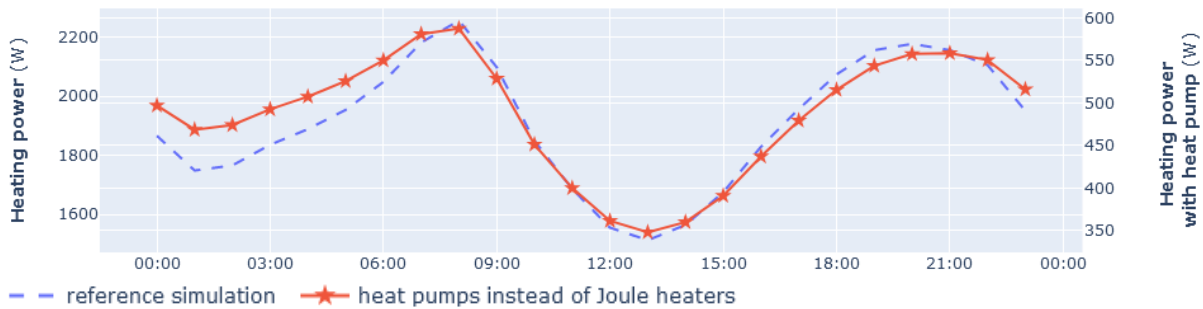


Figure 3. Comparison between heating power of reference simulation (left Y-axis) and heating power with heat pumps (right Y-axis).

factor 4, due to the high coefficient of performance of heat pump. As the coefficient of performance is heat-sensitive and decreases with outside temperature the night baseload decreased less than during the day. Consequently, load curve is a bit flatter, with lower *morning-peak-to-baseload* and *afternoon-trough-to-baseload* ratio. Moreover, influence of backup Joule resistance in heat pump equipment when fast resuming is required in the morning may have influence of the sharpness of the morning peak.

Retrofitting

The reference group has the thermal insulation level of the current building stock which is on average U value of $0.6 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$. In this case study two variants are tested. The first one sets the envelope of all dwelling to low-energy building standard (global U value = $0.24 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$). The second one further considered that all buildings have high level of inertia, corresponding for example to exterior insulation measure. The corresponding value of inertia are based on (EN 13790, 2008).

The most significant difference is the average value (-38%). Increased thermal insulation seems to sharpen the load curve. The *afternoon-trough-to-baseload* ratio is lowered, taking more advantage of higher temperatures solar gains and accumulated energy during the morning. On the contrary, although the absolute amplitude of morning and evening peak is lower, their relative amplitude is higher for they succeed low-heating-need periods.

The addition of more thermal inertia has almost no influence on energy consumption, as expect. By keeping more energy through the night, it slightly decreases the *morning-peak-to-baseload* ratio. On the other hand, the progressive and higher load required for evening after the afternoon increases *evening-peak-to-baseload* ratio.

Just like heat pump, the associated heating behaviour remains unchanged.

Conclusion on energy efficiency

Energy efficiency measure mostly impact the average load curve value (-38% to -75% of the average value) either satisfying the same energy demand with a lower final energy consumption or by lowering losses and thus energy demand.

HOUSEHOLD HEATING MANAGEMENT IMPACT

Absence of any heating management behaviour

A generalised absence of any heating management results in a very flat load curve profile (cf. Figure 5) with *morning-peak-to-baseload* and *evening-peak-to-baseload* close to 1. The afternoon trough is marked for it is the only moment when the outside temperature rises, and solar gains diminish heating need. On the contrary, the constant increase during the night when outside air get colder is noticeable.

Spatial heating management

Temperature difference between day and night zone

Spatial heating management brings a lower average heating power (-5.5% of the average value) compared to the complete lack of heating management behaviour. Conversely, the load curve shape is very close (cf. Figure 5) to the one of household without any heating management behaviour (around 5% difference for *morning-peak-to-baseload* and *afternoon-trough-to-baseload* ratio). The *evening-peak-to-baseload* ratio is slightly higher because of a small variation of temperature set point around evening.

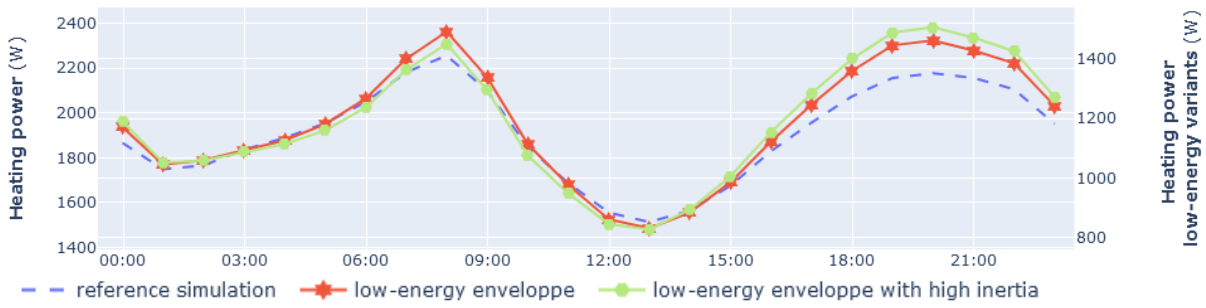


Figure 4. Comparison between heating power of reference simulation (left Y-axis) and heating power with high-efficiency envelope (right Y-axis).



Figure 5. Comparison between heating power of reference simulation, absence of heating management and spatial heating management.

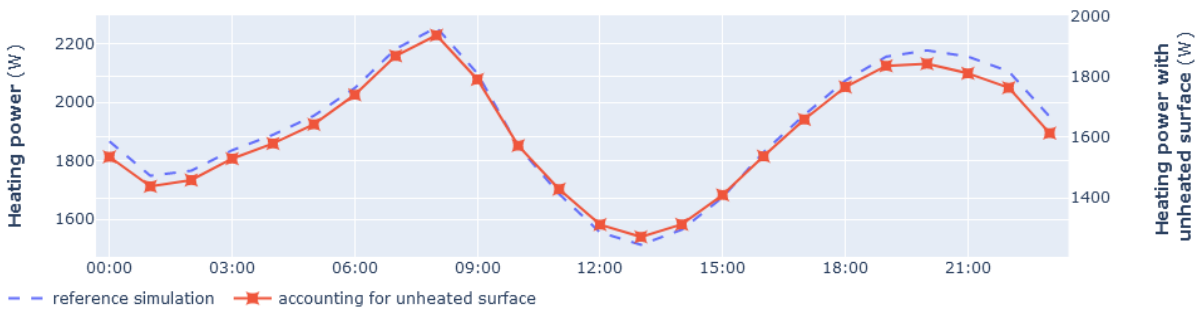


Figure 6. Comparison between heating power of reference simulation (left Y-axis) and heating power accounting for unheated surface (right Y-axis).

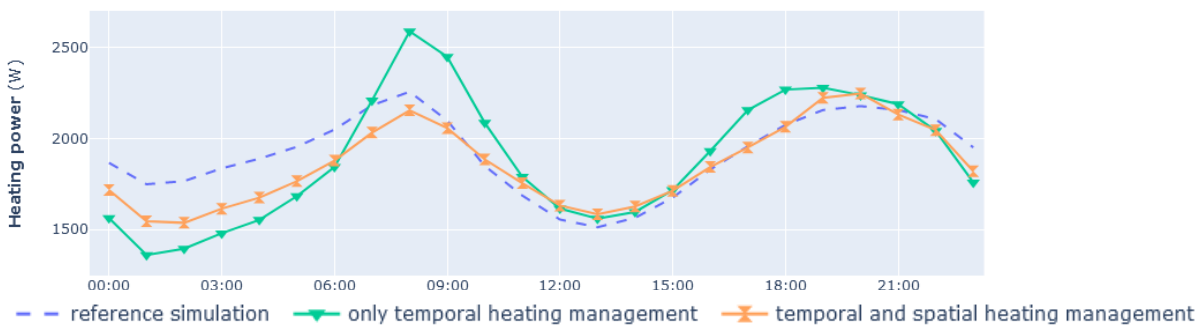


Figure 7. Comparison between heating power of reference simulation, temporal heating management alone and temporal and spatial heating management.

Accounting for unheated surface

Amid spatial heating management, it is also important to account for the fraction of habitable area that may not be heated at all. On average, 12 % of the habitable surface of dwelling is unheated according to HHH. There are multiple factors influencing this proportion, mainly the total habitable area (and thus the type of dwelling, Single Family Dwelling or Multiple Family Dwelling), the level of income (the lower the income, the higher the proportion of dwelling unheated) or age of the household (middle age household have less unoccupied room and thus lower unheated proportion than young or elderly household). This proportion is also highly related to the energy system. Household with direct electric heating are prone not to heat part of their dwelling contrary to the one relying on district heating, gas heater or heat pumps.

In terms of effect on the load curve, unheated surface is very similar to increasing the wall insulation. Indeed, the unheated area act like a buffer, becoming colder yet insulating the remainder of the dwelling from even colder outside air. Consequently, the metrics evolution compared to reference is quite similar to the retrofitting section. The average value decrease of about 16 % while morning peak to baseload and evening peak to baseload slightly increase. The load curve is significantly lower and a bit sharper (cf. Figure 6).

Temporal heating management

Temporal heating management only

When temporal heating management alone is generalised to all household, the resulting load curve are the sharpest observed (cf. Figure 7). Morning peak reaches 1.8 times the baseload. As the temperature set point remains higher than at night during the whole day, the *afternoon-trough-to-baseload* and *evening-peak-to-baseload* are also very high. The average value is yet 5.5 % below the case without management, benefitting particularly from night set back when outside temperature is the lowest.

Temporal and spatial heating management

Generalised temporal and spatial heating management leads to the lowest average value of heating power, 7.1 % below the one without any heating management. The load curve shape is flattened compared to the case without spatial management (cf. Figure 7). The *morning-peak-to-baseload* and *evening-peak-to-baseload* ratio are close and remain both high, around 1.4. The afternoon trough is almost equal to the baseload (0.95).

Conclusion

Household Home Heating survey showed a high number of households managing their space heating, especially for people using electric heaters. Yet, this trend could evolve with investment in system or retrofitting of the dwelling stock, supporting the need for bottom-up models to assess future scenarios. Based on behaviour survey and physical simulation the energy and power demand profiles were computed. Several simulations were run to compare the contribution of energy efficiency alone with the one of heating management behaviours.

On the one hand, usage energy behaviour savings reach 5 to 15 % in terms of energy savings compared to absence of heating management, while investment or refurbishment en-

ergy behaviour are showing energy saving potential up to 75 % (switching to heat pump) or 38 % (high performance envelope). However, this potential will be undermined by rebound effect and other coupling between investment or refurbishment behaviour with energy usage behaviours.

On the other hand, energy usage behaviours are shaping the power demand profile (with a factor of two for morning peak between absence of heating management and temporal management). On the contrary, energy efficiency alone has a minor effect on the load shape. Attention must be paid to potential warping of the current profile with energy usage behaviour changes induced by investment and retrofit behaviour. The latter are also paving the way for more management and provision of energy resources behaviours. Indeed, Demand Side Management (DSM) would be facilitated by thermal storage capacity of heating equipment or well insulated dwellings. The rapid increase of renewable energy in the electric mix will induce more variable electric generation. Thus, modelling the DSM potential of space heating is crucial for prospective studies.

Current limitation of the model is the lack of interaction between retrofit or investment behaviour and usage behaviour. It will be later investigating using a system dynamic approach, coupled with the building stock load-curve model. Future work will also include a validation of the model on the French national load profile based on representative load curve data set. As the weather is accounted for explicitly in the model, it will also allow to assess the influence of climate change.

References

- Amouroux, É., Huraux, T., Sempé, F., Sabouret, N., Haradji, Y., 2014. SMACH: Agent-Based Simulation Investigation on Human Activities and Household Electrical Consumption, in: Filipe, J., Fred, A. (Eds.), Agents and Artificial Intelligence, Communications in Computer and Information Science. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 194–210. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44440-5_12
- Arrêté du 17 octobre 2012 modifiant la méthode de calcul 3CL-DPE, 2012.
- Berthou, T., Duplessis, B., Stabat, P., Rivière, P., Marchio, D., 2019. Urban Energy Models Validation in Data Scarcity Context: Case of the Electricity Consumption in the French Residential Sector. Presented at the Building Simulation 2019, Rome, Italy, p. 9.
- Berthou, T., Stabat, P., Salvazet, R., Marchio, D., 2014. Development and validation of a gray box model to predict thermal behavior of occupied office buildings. Energy Build. 74, 91–100. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.01.038>
- Bézian, J.-J., 1997. Les émetteurs de chaleur : étude comparée. Presses de l'Ecole des Mines, Paris.
- Binet, G., Cayla, J.-M., 2019. Connaître les usages électriques résidentiels : un enjeu majeur publié dans La Revue de l'Énergie Numéro 641 novembre décembre 2018. Rev. Energ. 43.
- Crawley, D., Pedersen, C., Lawrie, L., Winkelmann, F., 2000. EnergyPlus: Energy Simulation Program. Ashrae J. 42, 49–56.
- Deurinck, M., Saelens, D., Roels, S., 2012. Assessment of the physical part of the temperature takeback for residential retrofits. Energy Build. 52, 112–121. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.05.024>

- Durand-Daubin, M., Laurent, M.-H., Boulin, P., 2022. What's left of The potential for lower indoor temperatures - A detailed survey of current heating behaviours in French households.
- EN 14511 Air conditioners, liquid chilling packages and heat pumps for space heating and cooling and process chillers, with electrically driven compressors, 2018.
- EN ISO 13790, Energy Performance of Buildings—Calculation of Energy Use for Space Heating and Cooling, 2008.
- European Commission Department Energy, 2020. Energy efficiency in buildings.
- Eurovent Certita, 2022. Eurovent Certita Certification.
- Figueiredo, R., Nunes, P., Panão, M.J.N.O., Brito, M.C., 2020. Country residential building stock electricity demand in future climate – Portuguese case study. *Energy Build.* 209. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109694>
- Goude, Y., Nedellec, R., Kong, N., 2014. Local Short and Middle Term Electricity Load Forecasting With Semi-Parametric Additive Models. *IEEE Trans. Smart Grid* 5, 440–446. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2278425>
- Grandjean, A., Binet, G., Bieret, J., Adnot, J., Duplessis, B., 2011. A functional analysis of electrical load curve modeling for some households specific electricity end-uses. Presented at the 6th International Conference on Energy Efficiency in Domestic Appliances and Lighting (EE-DAL'11), Copenhagen, Denmark, p. 24.
- Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., Wieser, E., Taylor, J., Berg, S., Smith, N.J., Kern, R., Picus, M., Hoyer, S., van Kerkwijk, M.H., Brett, M., Haldane, A., Fernández del Río, J., Wiebe, M., Peterson, P., Gérard-Marchant, P., Sheppard, K., Reddy, T., Weckesser, W., Abbasi, H., Gohlke, C., Oliphant, T.E., 2020. Array programming with NumPy. *Nature* 585, 357–362. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>
- Imbert, I., Nogues, P., Sevenet, M., 2016. Same but different: On the applicability of fuel poverty indicators across countries—Insights from France. *Energy Res. Soc. Sci.* 15, 75–85. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2016.03.002>
- Insee, 2017. RP : Recensement de la population – 2017 – principale. <https://doi.org/10.34724/CASD.10.3255.V1>
- Langevin, J., Reyna, J.L., Ebrahimiagharehbaghi, S., Sandberg, N., Fennell, P., Nägeli, C., Laverge, J., Delghust, M., Mata, É., Van Hove, M., Webster, J., Federico, F., Jakob, M., Camarasa, C., 2020. Developing a common approach for classifying building stock energy models. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 133, 110276. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110276>
- Lopes, M.A.R., Antunes, C.H., Martins, N., 2015. Towards more effective behavioural energy policy: An integrative modelling approach to residential energy consumption in Europe. *Energy Res. Soc. Sci.* 7, 84–98. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2015.03.004>
- Lopes, M.A.R., Antunes, C.H., Martins, N., 2012. Energy behaviours as promoters of energy efficiency: A 21st century review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 16, 4095–4104. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.03.034>
- McKinney, W., others, 2010. Data structures for statistical computing in python, in: *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*. Austin, TX, pp. 51–56.
- McNeil, M.A., Letschert, V.E., 2010. Modeling diffusion of electrical appliances in the residential sector. *Energy Build.* 42, 783–790. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.11.015>
- Miara, M., 2014. Efficiency of Heat Pumps in Real Operating Conditions – Results of three Monitoring Campaigns in Germany. *REHVA Eur. HVAC J.* 51, 5–12.
- Ministère De L'Environnement (SDES), 2017a. Enquête Performance de l'Habitat, Equipements, Besoins et USages de l'énergie - volet CLODE - 2013. <https://doi.org/10.34724/CASD.296.2501.V1>
- Ministère De L'Environnement (SDES), 2017b. Enquête Performance de l'Habitat, Equipements, Besoins et USages de l'énergie - volet DPE - 2013. <https://doi.org/10.34724/CASD.195.1548.V1>
- Nägeli, C., Jakob, M., Catenazzi, G., Ostermeyer, Y., 2020. Towards agent-based building stock modeling: Bottom-up modeling of long-term stock dynamics affecting the energy and climate impact of building stocks. *Energy Build.* 211, 109763. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109763>
- Ó Broin, E., Mata, É., Göransson, A., Johnsson, F., 2013. The effect of improved efficiency on energy savings in EU-27 buildings. *Energy* 57, 134–148. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.01.016>
- Reinhart, C.F., Cerezo Davila, C., 2016. Urban building energy modeling – A review of a nascent field. *Build. Environ.* 97, 196–202. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.12.001>
- Reynders, G., Diriken, J., Saelens, D., 2014. Bottom-up modeling of the Belgian residential building stock: influence of model complexity. Presented at the 9th International Conference on System Simulation in Buildings, Liege, p. 20.
- Sandberg, N.H., Sartori, I., Vestrum, M.I., Brattebø, H., 2017. Using a segmented dynamic dwelling stock model for scenario analysis of future energy demand: The dwelling stock of Norway 2016–2050. *Energy Build.* 146, 220–232. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.04.016>
- Sansregret, S., Lavigne, K., Le Lostec, B., Francois, L., Guay, F., 2019. High Resolution Bottom-up Residential Electrical Model For Distribution Networks Planning. Presented at the Building Simulation 2019, Rome, Italy, pp. 3540–3547. <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.210716>
- Schetelat, P., Lefort, L., Delgado, N., 2020. Urban data imputation using multi-output multi-class classification. Presented at the uSIM2020 - Building to Buildings: Urban and Community Energy Modelling, Heriott-Watt University, Edinburgh (online), p. 8.
- SDES, 2021. Consommation d'énergie par usage du résidentiel.
- Stratégie nationale bas carbone révisée complète relative au décret n° 2020-457 du 21 avril 2020 relatif aux budgets carbone nationaux et à la stratégie nationale bas-carbone, 2020. . Ministère de la Transition écologique et solidaire.
- Van Rossum, G., Drake, F.L., 2009. Python 3 Reference Manual. CreateSpace, Scotts Valley, CA.
- Vivian, J., Zarrella, A., Emmi, G., De Carli, M., 2017. An evaluation of the suitability of lumped-capacitance models

- in calculating energy needs and thermal behaviour of buildings. *Energy Build.* 150, 447–465. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.06.021>
- Ward, R.M., Choudhary, R., Heo, Y., Aston, J.A.D., 2019. A data-centric bottom-up model for generation of stochastic internal load profiles based on space-use type. *J. Build. Perform. Simul.* 12, 620–636. <https://doi.org/10.1080/19401493.2019.1583287>
- Wilke, U., Haldi, F., Scartezzini, J.-L., Robinson, D., 2013. A bottom-up stochastic model to predict building occupants' time-dependent activities. *Build. Environ.* 60, 254–264. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.10.021>
- Zhou, W., Moncaster, A., Reiner, D.M., Guthrie, P., 2019. Estimating Lifetimes and Stock Turnover Dynamics of Urban Residential Buildings in China. *Sustainability* 11, 3720. <https://doi.org/10.3390/su11133720>

RÉSUMÉ

En France et en Europe, les scénarios de neutralité carbone à l'horizon 2050 font largement appel aux technologies électriques pour les usages thermiques des bâtiments : chauffage, eau chaude sanitaire (ECS) et climatisation.

Un modèle énergétique est proposé pour le calcul de la courbe de charge des usages thermiques du parc de logements situé en France métropolitaine. Ce modèle a une approche ascendante (*bottom-up*) et se fonde sur des simulations physiques explicites d'un échantillon de plusieurs milliers de logements représentatifs du parc. Enrichi avec plusieurs jeux de données, il intègre la diversité et les interdépendances entre les caractéristiques des bâtis, des systèmes énergétiques et des comportements de gestion des ménages.

Le modèle fait l'objet d'un calage et d'une validation en s'appuyant sur la courbe de charge électrique des logements estimée à partir d'un panel de courbes de charges mesurées et représentatives du parc de logements. Cette confrontation a mis en évidence la spécificité des besoins de chauffage et d'ECS de chacun des segments du parc résidentiel. Les comportements de gestion spatio-temporelle sont déterminants pour la forme de la courbe de charge. Les choix de modélisation retenus ont permis une meilleure appréciation des déterminants techniques et comportementaux responsables des appels de puissance lors des vagues de froid. Les contributions des différents segments du parc de logements sont notamment analysées lors de la vague de froid historique de février 2012.

Le modèle énergétique permet d'évaluer la puissance électrique appelée pour le chauffage électrique du parc de logement (consommation moyenne et en pointe, forme de la courbe de charge, thermosensibilité, etc.), en fonction des différents leviers mobilisables pour atteindre la neutralité carbone (rénovation thermique, électrification des usages thermiques du parc, sobriété). Il a été appliqué pour calculer la courbe de charge de chauffage électrique des scénarios « Transition(s) 2050 » de l'ADEME.

MOTS CLÉS

Prospective énergétique, Usages thermiques, Chauffage électrique, Modèle énergétique de parc de logements, Courbe de charge, Consommation électrique.

ABSTRACT

In France and Europe, carbon neutrality scenarios by 2050 heavily rely on electric technologies for thermal purposes in buildings: space heating, domestic hot water (DHW), and air conditioning.

An energy model is proposed to calculate the load curve for thermal uses in the housing stock located in metropolitan France. This model takes a bottom-up approach and is based on explicit physical simulations of a sample of several thousand residences representative of the housing stock. Enriched with multiple datasets, it incorporates the diversity and interdependencies among building characteristics, energy systems, and household management behaviours.

The model undergoes calibration and validation based on the electrical load curve of the residences estimated from a panel of measured and representative load curves of the housing stock. This comparison has highlighted the specificity of heating and DHW needs for each segment of the residential housing stock. Spatial-temporal management behaviours are crucial for the shape of the load curve. The modelling choices made have allowed for a better understanding of the technical and behavioural determinants responsible for power demand during cold spells. The contributions of different segments of the housing stock are analysed during the historic cold spell of February 2012.

The energy model allows for the assessment of the electrical power required for electric heating in the housing stock (average and peak consumption, load curve shape, thermosensitivity, etc.), based on various strategies that can be employed to achieve carbon neutrality (thermal renovation, electrification of thermal uses in the housing stock, energy conservation). It has been applied to calculate the load curve for electric heating in the "Transition(s) 2050" scenarios by ADEME (The French Agency for Ecological Transition).

KEYWORDS

Future studies, Thermal end-use, Electric space heating, Building stock energy model, Load curve, Electricity consumption.