



HAL
open science

Optimisation du pilotage d'un parc diffus de ballons d'eau chaude pour la fourniture d'offres de flexibilités au réseau électrique

Baptiste Bégannin

► To cite this version:

Baptiste Bégannin. Optimisation du pilotage d'un parc diffus de ballons d'eau chaude pour la fourniture d'offres de flexibilités au réseau électrique. Energie électrique. Université Paris sciences et lettres, 2020. Français. NNT : 2020UPSLM010 . tel-02969168

HAL Id: tel-02969168

<https://pastel.hal.science/tel-02969168>

Submitted on 16 Oct 2020

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 ParisTech

Optimisation du pilotage d'un parc diffus de ballons d'eau chaude pour la fourniture d'offres de flexibilités au réseau électrique

Soutenue par

Baptiste BÉJANNIN

Le 05 février 2020

Ecole doctorale n° 621

**Ingénierie des Systèmes,
Matériaux, Mécanique,
Energétique**

Spécialité

« Énergétique et Procédés »

Composition du jury :

Philippe, HABERSCHILL Maître de conférence, INSA Lyon	Rapporteur
Stéphane, PLOIX Professeur, INP Grenoble	Rapporteur
Odile, CAURET Docteur, EDF Lab	Examineur
Christophe, MARVILLET Professeur, CNAM	Examineur - Président
Guillaume, SANDOU Professeur, CentraleSupélec	Examineur
Dominique, MARCHIO Professeur, Mines ParisTech	Directeur de thèse
Bruno, DUPLESSIS Maître assistant, Mines ParisTech	Examineur
Thomas, BERTHOU Ingénieur de recherche, ARMINES/Mines ParisTech	Examineur

Table des matières

Introduction.....	1
1) Contexte	2
2) Objectifs et démarche de la thèse	6
Chapitre 1 Création du parc représentatif de chauffe-eau électriques à accumulation	9
1) Construction d'un parc réaliste de CEEA	11
a) La diffusion des CEEA	11
b) Règles de dimensionnement des CEEA.....	12
c) Les scénarios de soutirage	13
d) Prise en compte des variations de température d'eau froide.....	17
2) Performance thermique du stockage d'ECS.....	19
3) Diffusion en France et performances nominales associées des CET	21
4) Conclusion du chapitre.....	24
Chapitre 2 Modèle du chauffe-eau électrique à accumulation.....	27
1) Cahier des charges et sélection du modèle	28
a) Critères de sélection des modèles	28
b) Différents modèles de ballon d'eau chaude à accumulation	30
2) Modélisation du chauffe-eau Joule.....	32
a) Description du modèle.....	32
b) Validation du modèle.....	35
3) Modélisation du chauffe-eau thermodynamique	45
a) Description du modèle.....	45
b) Validation du modèle.....	48
c) Simulation d'un parc fictif composé uniquement de CET	55
4) Conclusion du chapitre.....	59
Chapitre 3 Sélection et paramétrage d'un algorithme d'optimisation	61
1) Formulation du problème d'optimisation.....	62
a) État de l'art	64
b) Description de l'algorithme d'optimisation binaire à essaim particulaire (OBEP).....	65
2) Application de l'OBEP au problème de pilotage d'un parc de CEEA	70
a) Description des particules.....	70
b) Paramétrage de l'algorithme	71
3) Conclusion du chapitre.....	79
Chapitre 4 Optimisation des ordres envoyés aux chauffe-eau électriques à accumulation	81
1) Optimisation du pilotage individualisé des CEEA	83
a) Délestage avec contrôle de l'effet rebond.....	83
b) Délestage à puissance constante	93
c) Stockage d'énergie	96
d) Effacement important dans un parc constitué à plus de 50 % de CET	100
e) Effacement important dans un parc constitué à 100 % de CET.....	105

2) Optimisation du pilotage par groupes des CEEA.....	108
a) Composition selon la localisation géographique	108
b) Composition par tirage aléatoire.....	111
c) Composition selon la population du logement.....	114
d) Composition selon la surface de logement	118
e) Composition selon l'efficacité énergétique des CEEA.....	119
3) Optimisation avec prise en compte de l'inconfort dans la fonction objectif	125
4) Conclusion du chapitre.....	134
Conclusion générale	135
Synthèse des résultats obtenus	136
Perspectives de travail.....	137
Annexe: article IBPSA England 2018.....	151

Remerciements

Tout d'abord, je souhaite remercier Philippe Haberschill, maître de conférence à l'INSA Lyon, et Stéphane Ploix, professeur à l'INP Grenoble, d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse ainsi que pour leurs retours très constructifs. Je remercie également Christophe Marvillet, professeur au CNAM, pour avoir présidé la soutenance de thèse. Mais également Odile Cauret et Guillaume Sandou pour avoir accepté de faire partie du jury et pour leurs perspectives nouvelles sur le sujet.

Ensuite, j'adresse mes remerciements à mes trois encadrants. Dominique Marchio, directeur de ma thèse, pour m'avoir mis sur cette voie, ainsi que pour ses remarques toujours très justes lors de nos réunions. Bruno Duplessis, qui a été crucial dans la réussite de ce projet, pour son soutien constant et la perspicacité de ses remarques. Sans oublier la découverte du monde de l'enseignement à ses côtés. Thomas Berthou, pour son écoute sans faille et pour m'avoir fait bénéficier de son expertise tout au long de cette thèse (et pour les nombreuses parties de ping-pong évidemment...).

Je souhaiterais également remercier l'ensemble de l'équipe du CES des Mines ParisTech. Et plus particulièrement l'équipe MDE : Pascal Stabat, Philippe Rivière, mais également l'ensemble des doctorants avec lequel·le·s une véritable amitié s'est créée. En particulier Antoine Fabre et Victor Marty-Jourjon, mes collègues de bureau.

Je remercie mes parents pour leur présence, leur soutien inconditionnel et leur aide précieuse dans la rédaction de ce manuscrit. Mes deux frères et leur femme qui m'ont soutenu tout au long de ces trois années et qui ont su me changer les idées quand il le fallait.

Enfin, un remerciement particulier à Loubna. Merci de m'avoir relu, écouté, fait répéter mes présentations, soutenu, ... Tu as été formidable.

Introduction

1) Contexte

Depuis les accords de Paris ou encore le Grenelle de l'environnement, la France s'est engagée à réduire les émissions de CO₂. En effet, la part d'Énergies Renouvelables (EnR) dans sa production totale d'électricité est encore trop faible aujourd'hui. À long terme (2050), cette part devrait être significativement plus importante. C'est ce qui est détaillé dans (ADEME 2017). La Figure 1 présente un des scénarios prévisionnels de production d'électricité au niveau national : 90 % d'EnR en 2050. La situation en 2010 est présentée tandis que plusieurs prévisions (de 2030 à 2050) affichent une importante diminution de la part du nucléaire et une significative augmentation des EnR parmi le mix électrique français. La flèche rouge représente les moyens de production d'électricité non pilotable (selon le scénario présenté ici par l'ADEME, leur part parmi l'ensemble de la production d'électricité nationale en 2050 serait de 60 %).

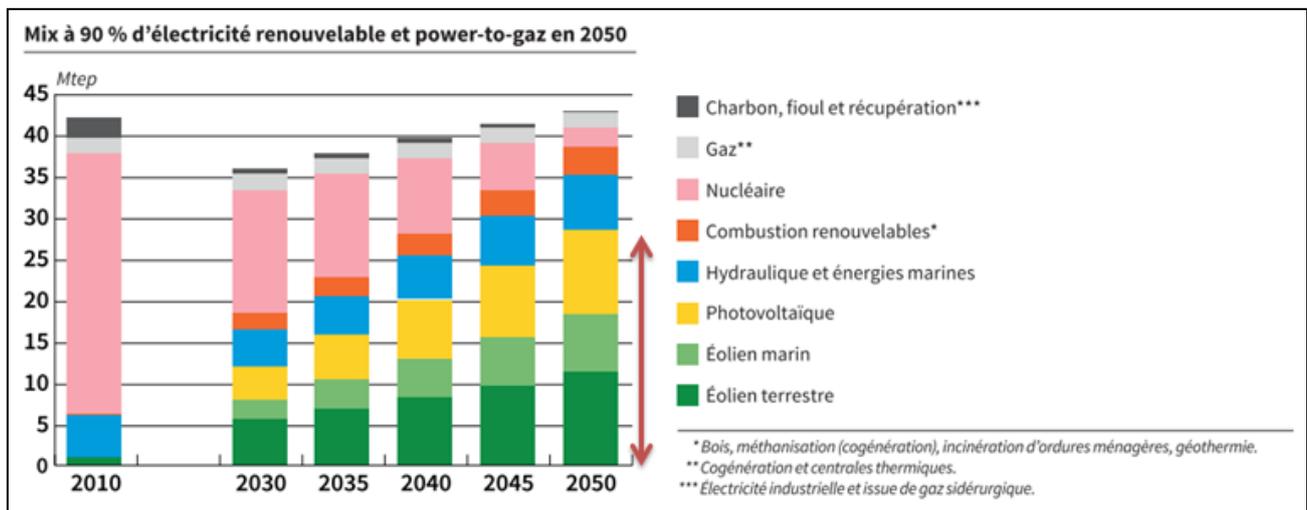


Figure 1: Scénario à long terme de la production d'électricité au niveau national (ADEME 2017)

C'est pour cela que se développe l'installation de systèmes de production d'énergie renouvelable (PV, éoliennes, ...) qui, pour certains, ne sont pas pilotables. Dans (ADEME 2015), une journée ordinaire (au mois de septembre) de gestion de production, dans l'hypothèse d'un mix 100 % renouvelable, est proposée (voir Figure 2). Il est important de noter que dans l'ensemble de ces prévisions, les effets des changements climatiques ne sont pas pris en compte. L'axe vertical présente la puissance consommée au niveau national (en GW). Les productions s'ajoutent (une couleur par filière) pour satisfaire la demande (courbe noire). Les puissances négatives correspondent aux exports ou au stockage. EMR signifie « Énergies maritimes renouvelables ».

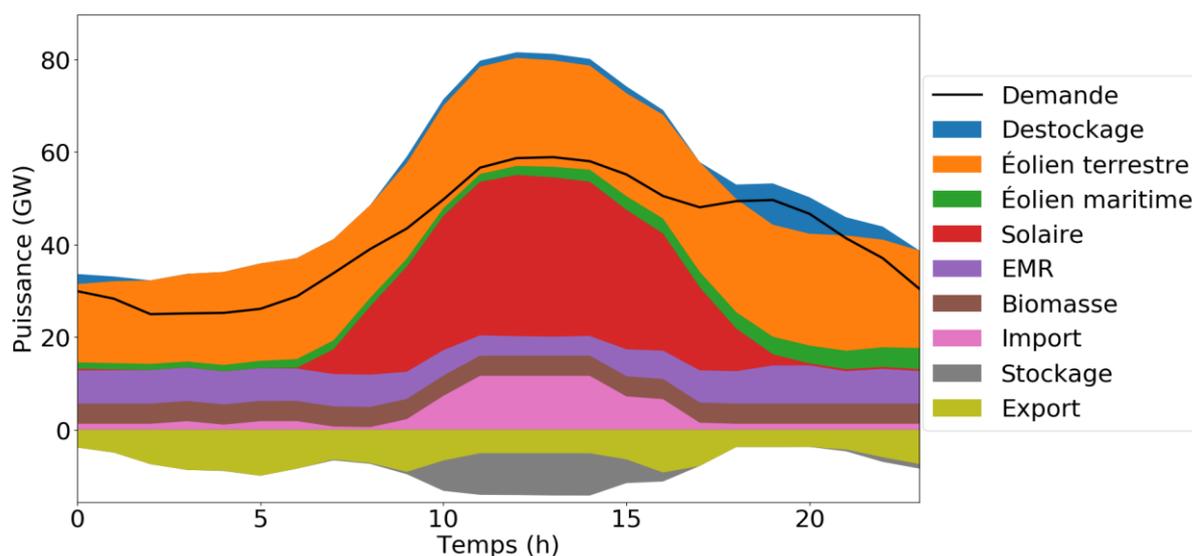


Figure 2: Exemple d'une journée de gestion de production d'électricité pour un mix 100 % renouvelable (ADEME 2015)

Selon (ADEME 2019), dans un mix électrique avec une part très importante d'électricité renouvelable variable en 2050, les besoins de flexibilité journaliers (liés au développement du solaire entre autres) et hebdomadaire (liés aux variations de production éolienne) augmentent très fortement, respectivement d'un facteur 3 et 2. Le stockage (visible en gris sur la Figure 2 entre 9h et 16h) provient de plusieurs usages d'électricité : eau-chaude sanitaire (ECS), véhicules électriques, chauffage, etc. Le Tableau 1, tiré de (ADEME 2019), présente la part flexible en 2050, la consommation flexible journalière moyenne ainsi que les contraintes sur la flexibilité pour plusieurs usages flexibles.

Tableau 1: Usages flexibles et hypothèses associées pour 2050 (ADEME 2019)

Usage	Part flexible (2050)	Consommation flexible journalière moyenne	Contraintes sur la flexibilité
ECS	100 %	48 GWh	<ul style="list-style-type: none"> - Demande journalière à satisfaire dans la journée (48 GWh). - Puissance maximum instantanée de 12 GW.
Véhicules électriques	80 %	155 GWh	<ul style="list-style-type: none"> - Charge uniquement quand les véhicules sont connectés. - Les véhicules doivent être entièrement chargés au départ. - Puissance maximum : de 3 à 7 kW par véhicule.
Chauffage	75 %	12 GWh (en hiver)	<ul style="list-style-type: none"> - Report de l'énergie effacée sur les heures suivantes. - Puissance maximum effacée : 7 GW
Produits blancs	38 %	Entre 8 et 14 GWh	<ul style="list-style-type: none"> - Demande journalière à satisfaire. - Puissance maximum : de 4 à 7 GW.

Afin de visualiser un exemple de stockage effectué pour les usages d'ECS et de véhicules électriques lors d'une journée ordinaire, la Figure 3 présente le profil journalier moyen de la consommation pilotée de ces deux usages (ADEME 2015). Nous observons que la majeure partie de la consommation pilotée a lieu durant la journée, afin d'utiliser l'électricité produite par les EnR (grâce, entre autres, à l'ensoleillement et au vent).

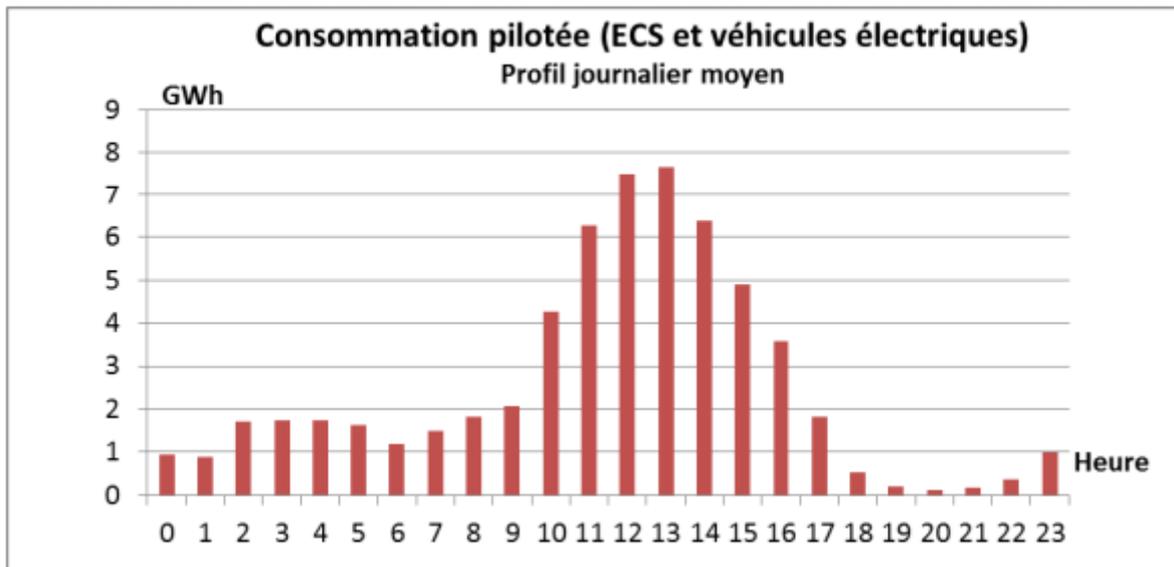


Figure 3: Profil journalier moyen de la consommation pilotée de manière statique (ECS et véhicules électriques) (ADEME 2015)

Le développement de réseaux intelligents doit permettre de garantir l'équilibre du réseau malgré la production intermittente, ceci en maîtrisant la demande énergétique à tout instant. Le développement des réseaux d'énergie intelligents s'accompagne du déploiement de solutions techniques nouvelles dans le domaine de la gestion dynamique de la demande en énergie et de son pilotage. Au vu du Tableau 1, la part flexible des ECS sera donc de 100 % en 2050. De plus, la technologie permet déjà aujourd'hui un pilotage de la majorité des chauffe-eau électriques à accumulation (CEEA) (85 %) : c'est le pilotage « heures pleines / heures creuses » (HP/HC). En étant connectées à un opérateur via un réseau de télécommunication bi-directionnel, il est attendu des charges électriques diffuses, comme les chauffe-eau électriques à effet Joule (CEJ) ou thermodynamiques (CET), qu'elles apportent au réseau électrique des flexibilités nécessaires ou utiles (« services système ») à la baisse (effacement) comme à la hausse (stockage). Il s'agit d'offrir à terme de nouveaux services « orientés réseau » tout en conservant le meilleur niveau de service « orienté clients » afin d'améliorer la qualité du service rendu aux utilisateurs. Dans le cas de chauffe-eau électriques dotés d'un gestionnaire de modulation de puissance à l'aval du compteur électrique et pilotés en amont par des télécommandes appropriées, ces services peuvent se développer au moyen de l'optimisation des commandes de mise en marche et d'arrêt de ces équipements. Afin d'établir les stratégies de pilotage permettant l'élaboration de ces deux niveaux de services et d'évaluer en retour leurs qualité et impacts, il devient nécessaire de construire des représentations de ces solutions techniques adaptées à l'optimisation de leur déploiement (planification) et de leur pilotage.

Piloter les CEEA s'inscrit dans le cadre des marchés de l'énergie et plus globalement dans le cadre du fonctionnement du système électrique. Dans le cadre de cette thèse, plusieurs stratégies de pilotage (stockage ou effacement de charge) des CEEA sont recherchées afin d'identifier les voies de valorisation pour les différents acteurs du système. Les modèles de CEEA sont implantés dans la plateforme de simulation « Smart-E » en vue de représenter le fonctionnement d'un parc d'équipements représentatif d'une population et/ou d'un territoire. Smart-E (Berthou et al. 2015) est une plateforme numérique qui permet de simuler l'ensemble des consommations d'énergies liées aux bâtiments à l'échelle d'un territoire (villes, régions, fictifs ou réels). Cette modélisation permet d'étudier les effets d'échelle, et de simuler les pilotages optimisés d'un grand nombre de systèmes (~10000). Il est donc question de proposer des méthodes de résolution du problème d'optimisation global sous contraintes locales de confort. Il ne s'agit pas de développer de nouveaux algorithmes d'optimisation, mais bien d'imaginer quelles seraient les stratégies de pilotage possibles pour générer de la flexibilité bénéfique au réseau. Une des difficultés est de bien poser le problème mathématique pour qu'il puisse être résolu par les techniques d'optimisation classiques dans un temps raisonnable.

Une partie de la thèse aura pour but de simuler un pilotage individualisé dans le cadre d'une optimisation « globale » (c'est-à-dire à l'échelle du parc de CEEA). Ce type de pilotage envoie des ordres à chaque logement de manière indépendante et récupère les données des CEEA de la même manière. Pour cela, il est nécessaire de faire appel à l'internet des objets et d'avoir des CEEA connectés : chaque système est reconnu individuellement et clairement identifié (volume, puissance, localisation etc.). Ce type de communication engendre nécessairement un coût supplémentaire. La Figure 4 présente un schéma de ce fonctionnement. Opérateur de télécommunication, Sigfox propose de mettre en place une solution de communication radio à longue portée, faible consommation et faible coût. Le pilotage est précis (chaque logement reçoit un ordre de façon individuelle) et il permet d'avoir des retours en temps réel des objets connectés. Le principe est de pouvoir répondre aux besoins d'une gestion dynamique de l'équilibre du réseau électrique en rapport avec les aléas caractéristiques des EnR. Cependant, ceci n'est pas faisable pour un nombre important de logements à piloter : il est en effet indispensable de pouvoir transmettre simultanément à une quantité massive d'objets, en quasi temps réel pour pouvoir activer des capacités cumulées de plusieurs mégawatts en moins de deux à trois minutes.

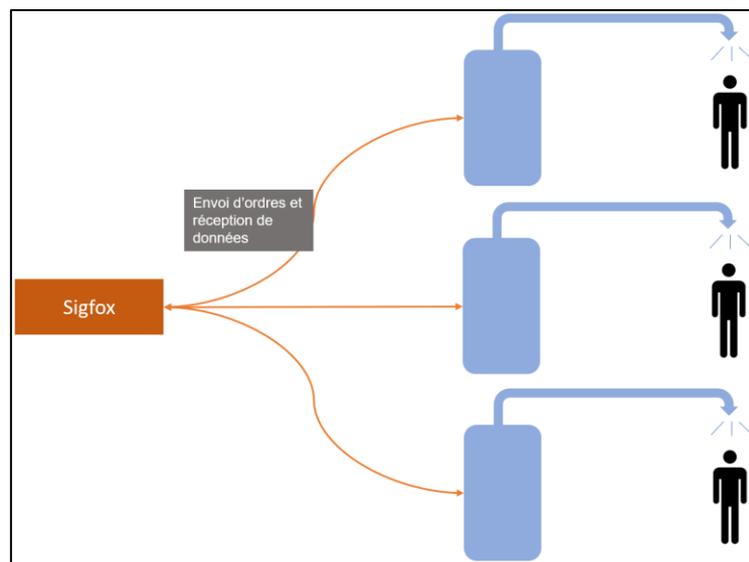


Figure 4: Schéma d'un pilotage local

L'autre type de pilotage possible est le pilotage groupé, toujours dans l'optique d'une optimisation globale. Il permet d'envoyer des ordres à des groupes d'équipements. C'est ce type de contrôle qui est aujourd'hui utilisé par Enedis pour le pilotage des relais (HP/HC). Il y a aujourd'hui 2400 postes sources du réseau de distribution en France. Ils sont équipés d'un système d'injection TCFM (Télécommande Centralisée à Fréquence Musicale) en série. Chaque poste source envoie des ordres à un ensemble de logements situés dans sa zone géographique. En plus de réduire significativement le coût de communication (les ordres sont envoyés via le réseau télécom traditionnel déjà existant), il permet d'envisager d'autres manières de lier les logements (par surface habitable, selon le nombre d'habitants, etc.). Cependant, le retour d'informations des CEEA n'est pas en temps réel (aujourd'hui, il faut attendre 24h avec Linky). La Figure 5 affiche le schéma d'un pilotage groupé.

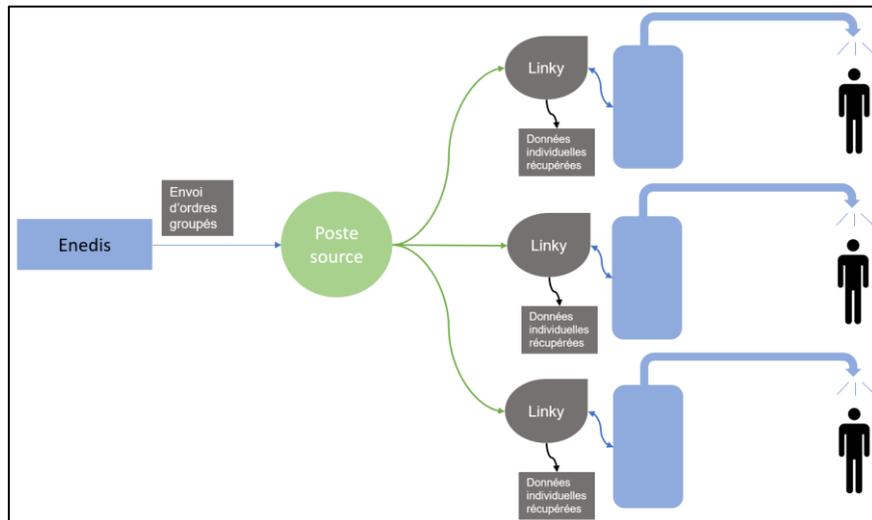


Figure 5: Schéma d'un pilotage groupé

2) Objectifs et démarche de la thèse

Dans cette thèse, il est nécessaire de répondre à plusieurs questions :

- Comment gérer les CEEA d'un parc pour créer de la flexibilité sur le réseau ?
- Quel est le potentiel de flexibilité dans un parc de CEEA pilotables ?
- Quelles différences y a-t-il entre les deux solutions de télécommande (pilotage par l'internet des objets et TCFM) et qu'apporte chacune d'elle en plus ?

Les recherches présentées dans ce manuscrit ne vont pas porter uniquement sur des optimisations des ordres à envoyer théoriques : le but est d'apporter des éléments de réponse réalistes au souhait d'augmenter la flexibilité sur le réseau : les ordres obtenus en environnement totalement défini dans le temps et dans l'espace seront soumis à de nouveaux scénarios de soutirage afin d'évaluer leur robustesse de la façon la plus réaliste possible.

La démarche et le plan de cette thèse vont donc se présenter ainsi :

Créer un modèle représentatif du parc national (ou à une échelle plus locale : région, département, ville etc.) de CEEA (chapitre 1).

Ce modèle doit être le plus représentatif possible du parc français en matière de scénarios de soutirage des logements ainsi que de la diffusion des CEEA sur le territoire national. Il a donc été nécessaire de :

- o Proposer un modèle de comportement permettant de simuler des puisages d'eau chaude sur des pas de temps fins et sur toute l'année. Ce modèle doit être représentatif des comportements moyens, mais aussi de leur diversité ;
- o Représenter la diversité des équipements à l'échelle d'un parc pour évaluer les impacts des stratégies à une échelle régionale. Elaborer des stratégies d'optimisation individuelles des équipements afin de réduire les consommations d'énergie, la facture ou améliorer le confort.

Proposer un modèle CEEA (Joule et thermodynamique) avec un bon niveau de détail permettant son optimisation (chapitre 2).

Le modèle doit être paramétrable simplement afin de représenter le parc français dans toute sa diversité (volume d'eau et dimensions, emplacement des sondes, caractéristiques des échangeurs, puissance, ...). Ce modèle devra également avoir un temps de simulation faible pour s'adapter à l'optimisation d'un parc. Pour ce faire, la méthodologie mise en œuvre repose sur :

Introduction

- Le choix des critères pour la comparaison et la sélection des modèles ;
- La comparaison des modèles de la littérature à l'aide des critères définis ;
- La modélisation des ballons d'eau chaude (programmation en python).

Élaborer des stratégies d'optimisation d'un parc d'équipements afin de créer des potentiels de flexibilité pour le réseau (chapitres 3 et 4).

Ces stratégies doivent répondre à des problématiques liées à la flexibilité du réseau ainsi qu'au confort des habitants de logements équipés de CEEA. C'est pourquoi il a fallu :

- Identifier des objectifs, des contraintes et des variables à optimiser ;
- Proposer des stratégies de pilotage à l'échelle du parc permettant de créer de la flexibilité pour le réseau ;
- Implanter un algorithme d'optimisation mono critère (puissance appelée) puis bi critères (puissance et inconfort) ;
- Vérifier la robustesse de l'optimisation face à des scénarios de soutirage réels non connus.

Chapitre 1

Création du parc représentatif de chauffe-eau électriques à accumulation

Introduction

Pour évaluer le potentiel de flexibilité énergétique associé aux CEEA avec des coûts de calcul raisonnables, il est nécessaire de simuler un échantillon représentatif des CEEA et de leur usage (au niveau national ou non). Dans ce chapitre, un parc réduit de CEEA représentatif du parc français est créé. Dans (Ansanay-alex et al. 2016), deux méthodes de création de parc sont détaillées : l'une par génération statistique des bâtiments, l'autre par simulation stochastique des activités des individus.

Dans cette thèse, la méthode pourra être adaptée en fonction du territoire d'expérimentation souhaité (si on se restreint à une ville ou un département par exemple). Afin de modéliser un parc de logements représentatif des logements français, nous utilisons notamment les données (INSEE 2015) contenant des informations sur l'année de construction, la surface, le type de combustible principal, le nombre de pièces, les occupants, la localisation etc. La méthode de modélisation est de type « bottom-up » : en partant des caractéristiques des logements, on les équipe ou non de CEEA afin de créer un parc représentatif. Ainsi, nous pouvons contrôler que nous représentons le plus fidèlement possible la diversité du parc français en termes de paysage (directement lié aux comportements des individus) et de systèmes. Pour obtenir un parc représentatif, les systèmes d'ECS seront principalement des CEJ, tandis qu'une proportion réduite correspond aux ballons d'eau chaude thermodynamiques, comme le montre la Figure 6 (RTE 2015).

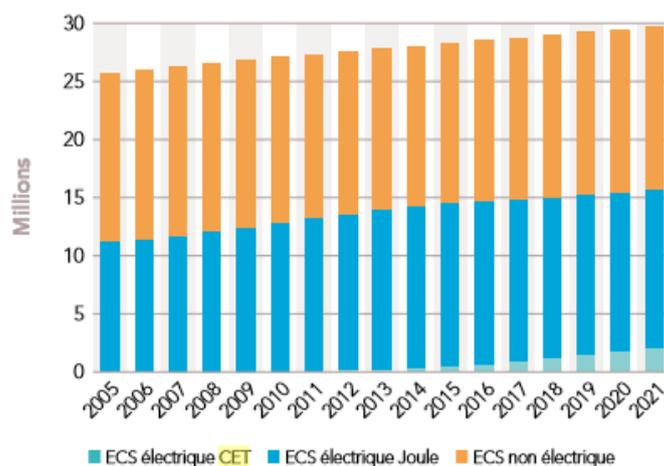


Figure 6: Parc de résidences principales selon l'énergie pour l'eau chaude (RTE, 2015)

En Europe, la vente des CET est en fort développement depuis le début des années 2010 jusqu'à atteindre 120 000 unités vendues en 2015 (EHPA 2016). Le marché français représente une part importante de ses ventes avec plus de 76 000 unités vendues en 2015 (PAC & Clim'Info 2016). La Figure 7 présente les ventes de CET pour l'Europe et pour la France de 2005 à 2015 (Ruben Deutz 2018).

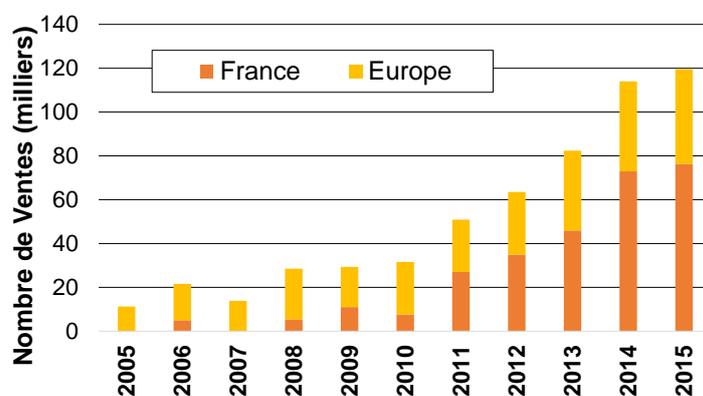


Figure 7: Évolution des ventes de CET en Europe et en France de 2005 à 2015

On cherchera à modéliser les ballons d'eau chaude Joule (CEJ) et thermodynamiques (CET). Afin d'obtenir une courbe de charge réaliste ; il est nécessaire d'attribuer aux logements plusieurs paramètres indispensables à la modélisation du parc tels que l'année de construction du logement (afin d'équiper les logements les plus récents de CET), la puissance et le volume des CEEA présents, des informations sur les occupants (« type » d'individus) etc.

1) Construction d'un parc réaliste de CEEA

Dans le but d'obtenir une diversité représentative du parc français tout en limitant les temps de calcul, nous allons nous limiter à un parc réduit de 10000 logements, valeur retenue dans Smart-E (Berthou et al. 2019). En effet, cette valeur de 10000 logements est suffisante pour obtenir la diversité nécessaire à la représentativité du parc. Le Tableau 2 présente plusieurs paramètres du parc réduit (obtenu des données (INSEE 2015)) comparé au parc national.

Tableau 2: Paramètres de représentativité retenus pour la validation du parc réduit

Paramètres	Parc réduit	Valeurs cibles	Erreur relative (%)
Type de logement (%)	Collectifs : 41,6 Individuels : 58,4	Collectifs : 40,5 Individuels : 59,5	Collectifs : 2,7 Individuels : 1,8
Énergie principale pour le chauffage (%)	Électricité : 29,2 Gaz naturel : 36 Fioul : 12,5 Réseau de chaleur : 4,8	Électricité : 31,2 Gaz naturel : 35,9 Fioul : 12,5 Réseau de chaleur : 4,6	Électricité : 6,4 Gaz naturel : 0,3 Fioul : 0 Réseau de chaleur : 4,3
Nombre d'occupant moyen	2,22	2,24	0,9
Surface moyenne de logement (m ²)	89	95	6,3

Cette thèse s'intéressant uniquement à la courbe de charge liée aux besoins d'ECS, seules certaines données ont été utilisées pour chaque logement.

a) La diffusion des CEEA

Afin de représenter le plus fidèlement possible le parc français, il est nécessaire de représenter les CEEA dans un parc de logements lui-même représentatif (et avec le bon nombre). Selon (Ademe 2014), la part des logements équipés de CEEA en France métropolitaine est de 43 %. Le parc représentatif national créé dans cette thèse sera ainsi constitué d'environ 4300 logements. La base de données « Recensement de la population 2012 » (INSEE 2015) ne contient pas d'informations sur les CEEA. Afin de choisir les logements, nous nous intéressons au combustible principal du logement qui est disponible dans la base de données (présenté Tableau 2).

Ainsi, la première hypothèse est que l'ensemble des logements dont l'électricité constitue l'énergie principale pour le chauffage sont équipés d'un CEEA (ils représentent 31,2 % des logements). Afin d'obtenir 43 % de logements équipés de CEEA, les 11,8 % restants sont attribués aléatoirement aux autres logements. Ainsi, 17,2 % des logements dont l'électricité n'est pas le combustible principal sont équipés de CEEA (17,2 % des 67,8 % de logements restants représentent 11,8 % de l'ensemble des logements). La Figure 8 résume cette attribution des CEEA pour un parc de dix mille logements. La colonne de gauche représente les paramètres des logements, tandis que celle de droite affiche les sources qui ont permis d'obtenir la distribution de CEEA dans le parc.

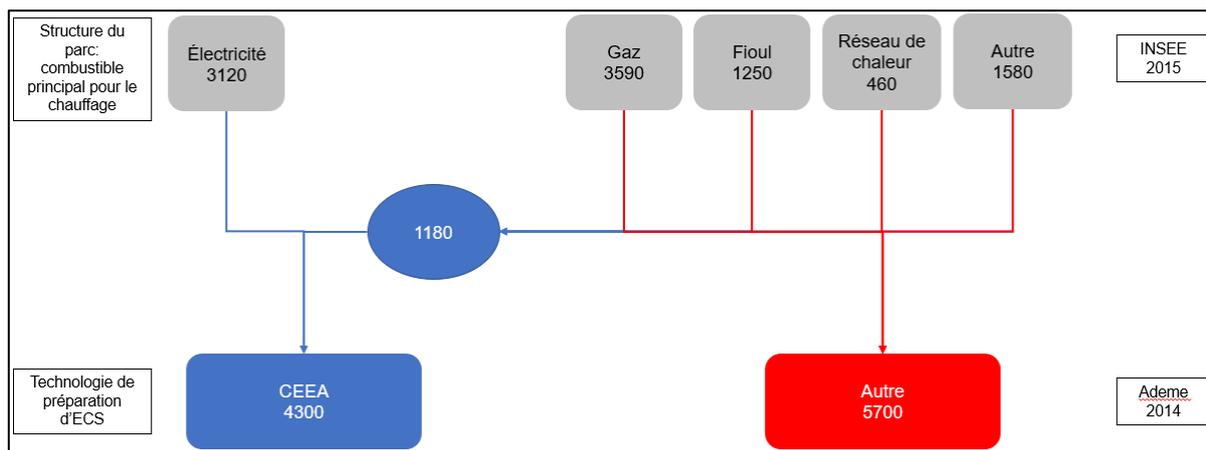


Figure 8: Schéma de distribution des CEEA

b) Règles de dimensionnement des CEEA

Comme évoqué précédemment, les informations liées aux CEEA ne sont pas présentes dans la base de données (INSEE 2015). Les volumes et puissances des ballons ont donc été attribués de manière à respecter les statistiques de ventes nationale disponibles dans (VHK 2007) et présentées Tableau 3.

Tableau 3: Statistiques de vente des CEEA en France

Volume (l)	80	100	150	200	400
Part (%)	5,5	3,3	13,7	60,5	17

Les volumes ont donc été distribués de façon à respecter ces statistiques tout en tenant compte de la surface des logements (les logements de petite surface sont équipés de CEEA à faible volume et ceux à grande surface de ballons à volume important). La surface exacte des logements n'est pas fournie dans la base de données où seuls des intervalles sont donnés. On attribue une surface à un logement en fonction de cet intervalle et du nombre de pièces. Le Tableau 4 affiche les surfaces de logements délimitant les répartitions des volumes des CEEA (afin de respecter les statistiques du Tableau 3).

Tableau 4: Attribution des volumes des ballons en fonction de la surface des logements

Volume (l)	80	100	150	200	400
Intervalle de surface (m²)	0-32	32-38	38-60	60-122	122+

Il est à noter que cette distribution des volumes correspond aux statistiques de vente de CEEA nationales. Ainsi, la répartition des volumes peut varier en fonction du parc représenté (une ville comprenant une part plus importante de logement de faible surface par exemple).

Enfin, les catalogues des constructeurs annoncent une moyenne de 12 W/l de puissance électrique pour les CEEA. Le Tableau 5 résume ainsi les puissances des CEEA en fonction des volumes.

Tableau 5: Répartition de la puissance électrique en fonction du volume du ballon

Volume (l)	80	100	150	200	400
Puissance (W)	960	1200	1800	2400	4800

En résumé, le volume des ballons est attribué en fonction du nombre de pièce ainsi que de la surface du logement. La puissance est directement proportionnelle au volume.

c) Les scénarios de soutirage

i. Les activités de l'enquête emploi du temps

Dans le but de créer des scénarios de puisage des consommateurs représentatifs, l'enquête emploi du temps de l'INSEE (INSEE 2012) a été utilisée. Elle rassemble 19 000 carnets d'activité de 24 heures chacun. Ces derniers présentent les activités de chacun des individus, avec un pas de temps de 10 minutes.

Des exemples de carnet d'activité sont donnés Figure 9 et Figure 10. Elles affichent le ratio des activités en fonction de l'heure de la journée pour l'ensemble des individus appartenant à la catégorie « actif » pour une journée de semaine ainsi qu'un dimanche.

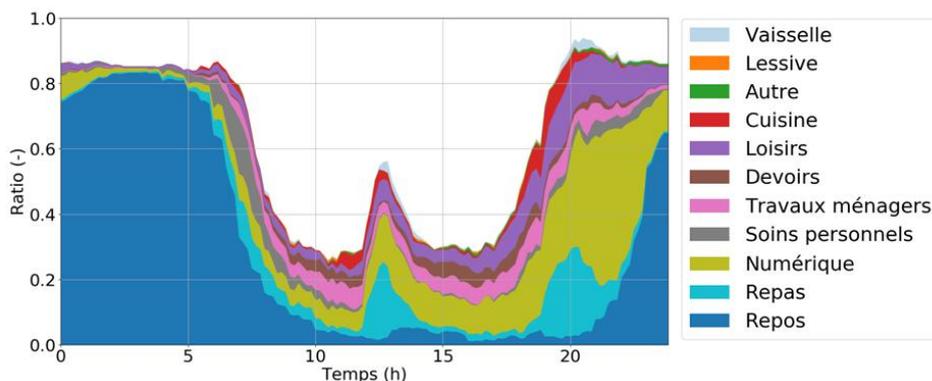


Figure 9: Ratio des activités sur une journée ordinaire de semaine pour les individus actifs

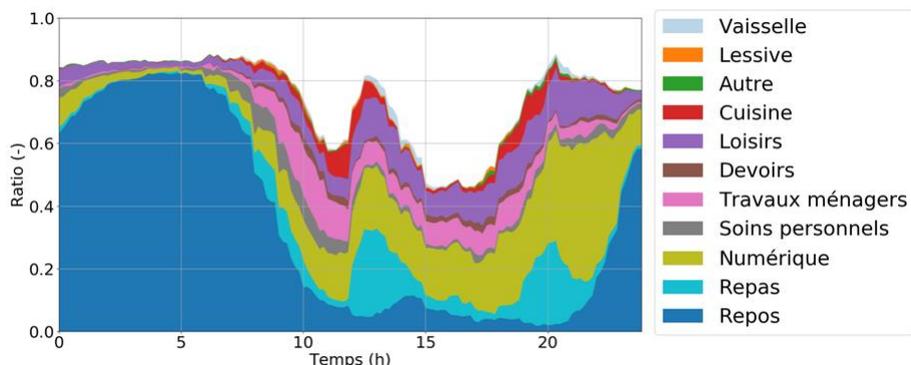


Figure 10: Ratio des activités un dimanche pour les individus actifs

Les activités ne sont pas toutes liées aux besoins en ECS. Nous retenons donc les activités nécessitant un besoin en ECS : la vaisselle et la présence dans la salle de bain (soins personnels).

Les individus associés à un logement sont soit actifs, étudiants (et élèves), au chômage ou retraités. Afin d'éviter une répétition déterministe des scénarios de soutirage, les profils des occupants sont changés d'un jour à l'autre. De plus, lorsque deux personnes présentes dans le même logement déclarent effectuer la même activité en même temps, nous avons décidé de supposer qu'une seule des deux personnes effectuait l'activité.

Les besoins journaliers moyens par logement sont de 125 +/- 50 litres à 40 °C ; soit 77 +/- 31 litres à 55 °C pour une température moyenne annuelle d'eau froide à 16 °C (ADEME 2016). En effectuant une simulation annuelle, un calage du débit a été effectué pour trouver le bon volume moyen par logement au niveau national. En prenant en compte l'ensemble des carnets d'activité pour les deux activités retenues, il est nécessaire d'avoir un puisage de 1,278 l/min moyen à 40 °C. Cela signifie que lorsqu'un individu se déclare dans une des deux activités retenues, un soutirage de 12,78 litres sera effectué sur une durée de 10 minutes à 40 °C (répartition uniforme durant la période de soutirage). De la diversité est créée parmi les logements selon les « types » des individus présents ou le jour de la semaine.

- Diversité selon les logements :

La diversité des volumes puisés est visible sur la Figure 11 qui présente un histogramme des volumes moyens journaliers par logement. Cette diversité provient du nombre d'occupants par logement ainsi que du « type » des individus.

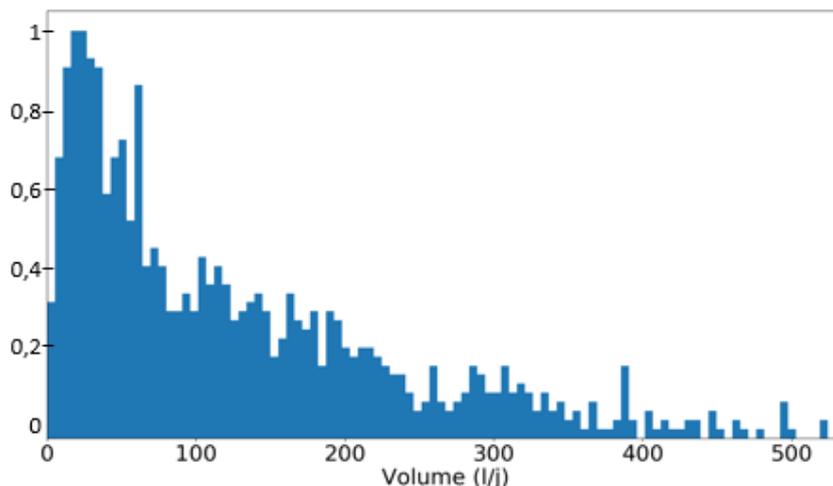


Figure 11: Histogramme des besoins journaliers moyens par logement

- Diversité selon les types d'individus :

Afin d'observer la diversité des comportements en fonction des types d'individus, la Figure 12 affiche le puisage moyen par individu selon qu'il soit actif, retraité ou étudiant sur une journée de semaine ordinaire.

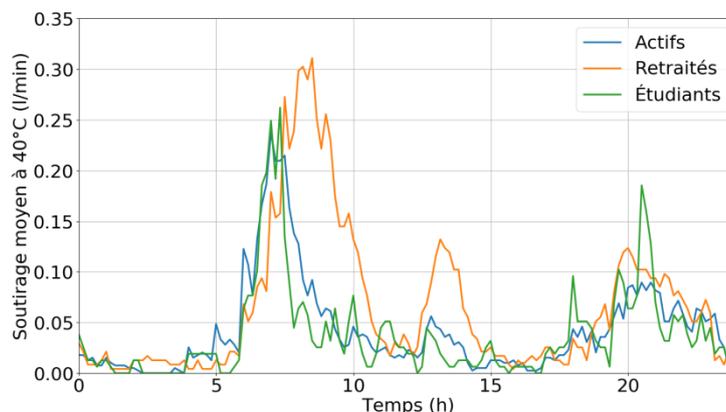


Figure 12: Soutirage moyen par individu sur une journée ordinaire de semaine selon qu'il soit actif, retraité ou étudiant

Le Tableau 6 présente le soutirage moyen journalier (en semaine) par type d'individus. Il montre que la diversité en fonction des types d'individus est importante.

Tableau 6: Volume moyen journalier puisé par type d'individus

Type d'individus	Actif	Retraité	Chômeur	Étudiant	Autre
Volume (l)	60,9	95,8	78,3	52,5	92,9

- Diversité selon le jour de la semaine :

La Figure 13 présente le soutirage moyen par individu pour un jour de week-end ou de semaine ordinaire.

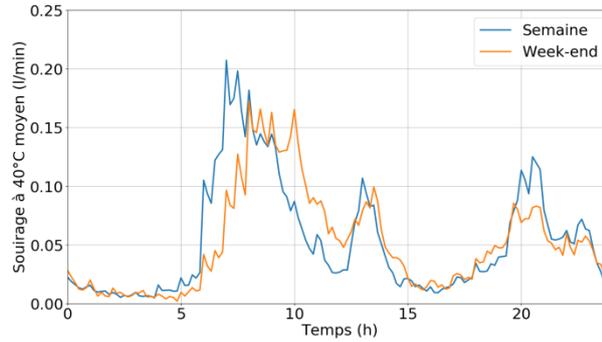


Figure 13: Soutirage moyen par individu selon le jour de la semaine

ii. La saisonnalité des soutirages

En fonction du mois de l'année, un individu ne va pas utiliser la même quantité d'ECS. En effet, (ADEME 2016) a obtenu les volumes soutirés tout au long de l'année pour 350 logements et a observé un écart en fonction du mois de l'année. Ces 350 logements, tous situés soit à Strasbourg soit dans les Yvelines ne peuvent être représentatifs de la France. Cependant, nous n'avons pas pu trouver d'autres valeurs et la tendance est intuitive (à savoir des volumes puisés plus importants en hiver qu'en été). Le Tableau 7 présente les 12 coefficients mensuels qui seront appliqués à l'ensemble des logements du parc représentatif.

Tableau 7: Coefficients mensuels pour l'estimation des besoins d'ECS à >40 °C (ADEME 2016)

Mois	janv	fév	mars	avr	mai	juin	juil	août	sept	oct	nov	déc
Coefficient	1.08	1.09	1.08	1.02	1.01	0.96	0.86	0.77	0.95	1.03	1.07	1.08

La Figure 14 présente le débit de puisage moyen par logement sur le parc représentatif national pour les 12 mois de l'année sur une journée de semaine ordinaire.

Ces données sont issues de campagnes de mesure sur un échantillon de logements, a priori non représentatif du parc français et déduits directement des mesures des volumes soutirés après correction de la température d'eau froide. Les éventuels effets saisonniers (occupation par exemple) sont donc implicitement représentés. A défaut de valeurs plus pertinentes sur le plan statistique, nous retiendrons les valeurs issues de ces travaux.

Pour information, sur cette journée de semaine, le volume moyen puisé durant 24 heures par logement sans coefficient de saisonnalité est de 128 litres. Pour les mois correspondants au minimum (août) et maximum (février) de consommation, on trouve respectivement 99 litres et 140 litres.

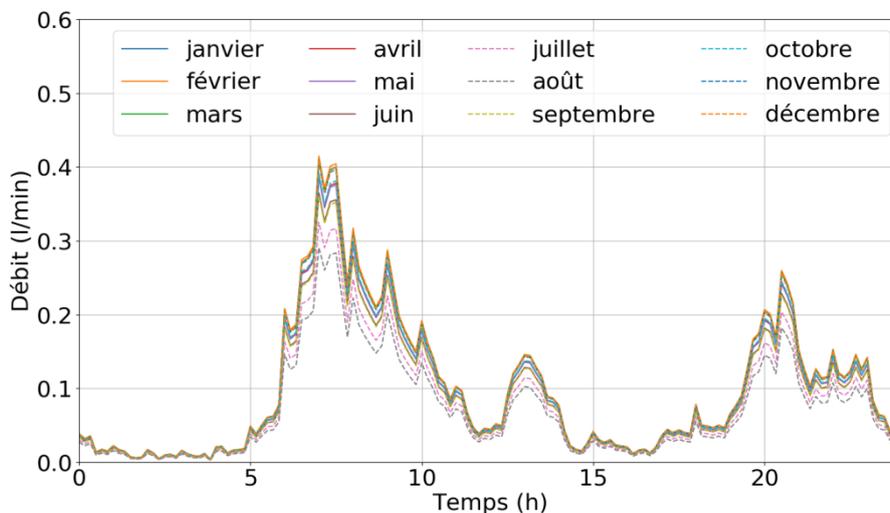


Figure 14: Débit de puisage moyen par logement selon la saisonnalité

Ainsi, de par les habitudes d'usage des utilisateurs, la consommation énergétique dépend du mois de simulation. Cela est également dû à la température d'eau froide qui varie selon le jour de l'année. En définitive, les scénarios de soutirage retenus dans la thèse permettent d'obtenir un volume moyen quotidien par logement équivalent aux données de (ADEME 2016) : 125 litres et une diversité des puisages réaliste.

iii. L'évaluation de la robustesse des ordres envoyés

L'un des objectifs de cette thèse est de trouver les ordres à envoyer aux CEEA d'un parc afin d'augmenter la flexibilité du réseau. Cependant, ces ordres sont obtenus sur des scénarios de soutirage connus. Il est nécessaire de mesurer la robustesse de ces ordres face à de nouveaux scénarios de soutirage. Le côté non-déterministe du parc modélisé permet de créer de nombreux scénarios de soutirage différents pour une même représentativité. 50 scénarios de soutirage différents (mais tous représentatifs du parc national) ont été simulés. La moyenne et l'écart-type des volumes moyens par logement puisés pendant une journée de semaine sont respectivement 125,4 litres et 1,2 litre. De plus, la Figure 15 présente deux scénarios de soutirage parmi les cinquante simulés sur une journée ordinaire de semaine : un scénario dit « bas » (celui dont le volume puisé sur la journée est le plus faible) et un dit « haut » (dont le volume puisé sur la journée est le plus élevé).

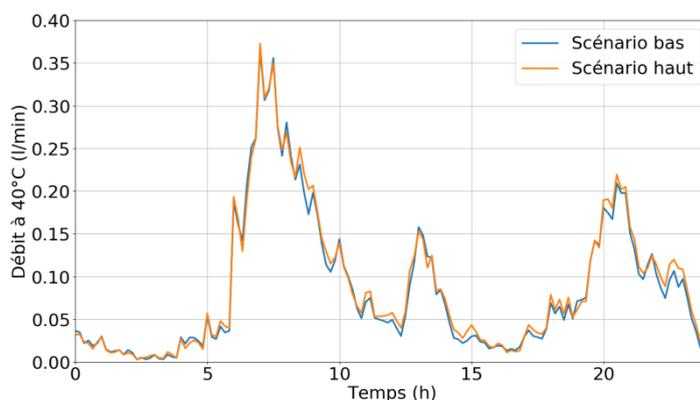


Figure 15: Débit moyen durant une journée de semaine pour 2 scénarios de soutirage différents

Visuellement et quantitativement, il n'y a pas de différences importantes entre les scénarios simulés. En effet, le foisonnement est assez important. Cependant, les différences peuvent être importantes localement : la Figure 16 présente par exemple le soutirage pour un même logement sur la même journée pour les 2 scénarios. Pour ce logement en particulier, les volumes puisés sur la journée à 40 °C du scénario « bas » et du « haut » sont respectivement de 153 litres (équivalent à 12 pas de temps de 10 minutes de soutirage) et 77 litres (équivalent à 6 pas de temps de 10 minutes de soutirage). C'est pourquoi l'évaluation de la robustesse des ordres sera nécessaire à effectuer, des situations d'inconfort pouvant fréquemment se présenter dans un logement selon le scénario de soutirage simulé.

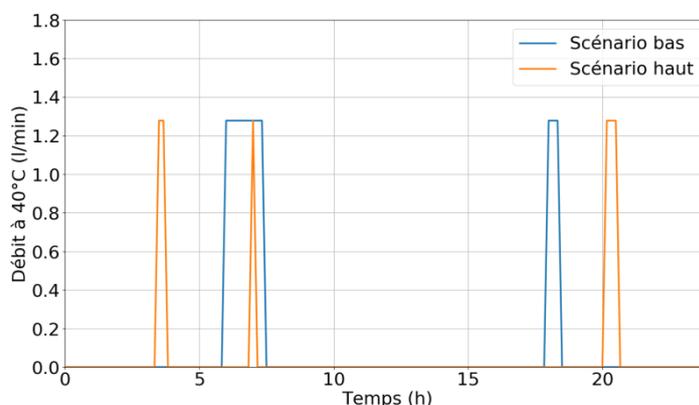


Figure 16: Soutirage d'un même logement durant une journée de semaine pour 2 scénarios de soutirage différents

d) Prise en compte des variations de température d'eau froide

Pour chaque logement, la base de données « Recensement de la population » (INSEE 2015) fournit l'indice IRIS¹ associé. Ainsi, la localisation géographique est connue à quelques kilomètres près. Afin d'obtenir une température d'eau froide la plus proche de la réalité possible, la division du territoire français en 8 régions géographiques de la RT 2012 (CSTB 2010) est utilisée. Pour chaque région, des relevés de températures (d'air et d'eau froide) ont été effectués toute l'année (au pas de temps horaire) dans une ville de chaque région : Trappes (H1_a), Nancy (H1_b), Macon (H1_c), Rennes (H2_a), La Rochelle (H2_b), Agen (H2_c), Carpentras (H2_d) et Nice (H3). La Figure 17 présente ces 8 régions.



Figure 17: Division du territoire français en 8 zones géographiques

Ainsi, en fonction de l'indice IRIS, une température d'eau froide est affectée à un logement. La Figure 18 présente les températures d'eau froide (T_{eau}) pour les 8 régions au cours de l'année. La température d'eau froide est un paramètre important dans la simulation d'un parc de CEEA. En effet, plus la température d'eau froide est élevée, moins le temps de chauffe et l'énergie consommée sont importants (car l'écart de température avec la température souhaitée est plus faible). Comme le présente la Figure 18, la température d'eau en France varie de plus de 20 °C en fonction du lieu et du jour de l'année. Cette variation engendre un écart conséquent de consommation énergétique liée aux besoins ECS.

¹ Les IRIS (Ilots Regroupés pour l'Information Statistique) sont l'un des niveaux de collecte et de diffusion des données statistiques et démographique en France, à l'échelle infra-communale, utilisés par l'INSEE.

Chapitre 1

Création du parc représentatif de chauffe-eau électriques à accumulation

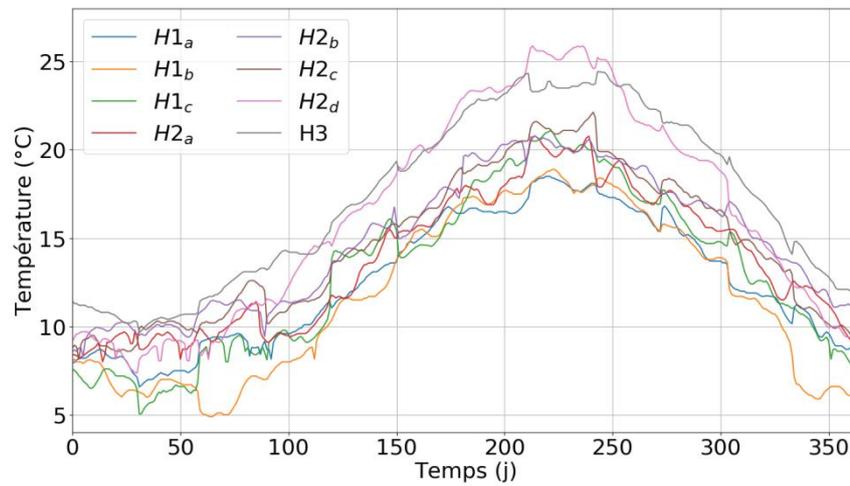


Figure 18: Température d'eau froide moyenne en France sur l'année selon la zone climatique (CSTB 2010)

Une même étude sera effectuée plus tard dans ce chapitre sur la température d'air extérieur. En effet, ce paramètre n'influence pas les CEJ, mais uniquement les CET.

2) Performance thermique du stockage d'ECS

Le paramétrage des pertes thermiques s'appuie sur différentes sources. D'une part les données de la RT 2012 (CSTB 2010), dites « valeurs par défaut », qui présentent par définition les valeurs les plus pessimistes pour les pertes thermiques. Ces pertes thermiques ($pert_{th}$) sont présentées Équation 1 (CSTB 2010). Le volume V est exprimé en litres. L'ensemble de ces données correspondent à des pertes thermiques journalières sans aucun soutirage d'eau chaude.

$$pert_{th} = 0,224 + 0,0663 * V^{\frac{2}{3}}$$

Équation 1: Pertes thermiques de la RT 2012 (kWh/j)

Au vu des données constructeurs (Atlantic, Viessmann etc.), le rapport entre la hauteur et le rayon du volume disponible pour l'eau dans le ballon est estimé à 4,5 environ. Cependant, le rayon est borné (il varie entre 15 centimètres et 30 centimètres). Le Tableau 8 présente les valeurs des rayons, hauteurs et surfaces (latérales, inférieures et supérieures) à prendre en compte pour les pertes thermiques pour les volumes du parc représentatif. Pour information, le calcul de la surface S est présenté Équation 2 (r et h sont respectivement le rayon et la hauteur du ballon).

$$S = 2\pi r^2 + 2\pi r h$$

Équation 2: Calcul de la surface liée aux pertes thermiques

Tableau 8: Rayons et hauteurs des volumes disponibles pour l'eau en fonction des volumes des ballons

Volume (l)	80	100	150	200	400
Rayon (m)	0,18	0,2	0,22	0,24	0,3
Hauteur (m)	0,80	0,86	0,99	1,09	1,41
Surface (m ²)	1,10	1,27	1,67	2,02	3,23

Les valeurs associées aux volumes présents dans le parc sont affichées Tableau 9. Les valeurs équivalentes en $\frac{W}{K}$ sont également présentées (pour un écart de température moyen entre l'eau du CEEA et l'air ambiant de 40 °C). Enfin, le coefficient U (en $\frac{W}{m^2K}$) est également présenté.

Par ailleurs, les données d'un catalogue constructeur (Ariston n.d.), qui affichent des pertes thermiques plus faibles, permettent de donner des valeurs de pertes plus représentatives des caractéristiques des CEEA les plus récemment installés dans le parc.

Tableau 9: Pertes thermiques de la RT 2012 pour les volumes du parc représentatif

Volume (l)	80	100	150	200	400
Pertes ($\frac{kWh}{j}$)	1,45	1,65	2,1	2,49	3,82
UA ($\frac{W}{K}$)	1,51	1,72	2,18	2,6	3,98
U ($\frac{W}{m^2K}$)	1,37	1,35	1,31	1,29	1,23

Pour ce qui est des pertes statiques données par le catalogue (Ariston) ; elles sont présentées Tableau 10 pour les différents volumes de CEEA.

Chapitre 1

Création du parc représentatif de chauffe-eau électriques à accumulation

Tableau 10: Pertes thermiques de (Ariston n.d.) pour les volumes du parc représentatif

Volume (l)	80	100	150	200	400
Pertes ($\frac{kWh}{j}$)	0,95	1,16	1,58	1,9	2,82
UA ($\frac{W}{K}$)	0,99	1,21	1,65	1,98	2,94
U ($\frac{W}{m^2K}$)	0,90	0,95	0,99	0,98	0,91

Ainsi, les pertes thermiques surfaciques sont distribuées de façon uniforme entre la borne inférieure issue du catalogue $0,95 \frac{W}{m^2K}$ et la borne supérieure tirée de la RT $1,31 \frac{W}{m^2K}$. C'est ainsi qu'est créée une certaine diversité dans les pertes thermiques des ballons.

3) Diffusion en France et performances nominales associées des CET

La modélisation des CET implique de prendre en compte des paramètres supplémentaires. En effet, leur fonctionnement dépend de la température extérieure et du coefficient de performance (COP) de chaque CEEA. La majorité des CET présents sur le territoire français sont aujourd'hui de type « air extérieur » (en opposition avec les types « air extrait » et « air ambiant »), ce qui signifie qu'ils récupèrent l'air directement à l'extérieur du bâtiment. Ce sont uniquement ces types de CET qui seront modélisés dans cette thèse.

Aujourd'hui en France, 9,5 % des CEEA sont de type thermodynamiques (RTE 2015). Dans le but de simuler un parc représentatif, il est nécessaire d'affecter des logements adéquats aux CET. Les CET sont principalement situés dans des logements individuels récents. En effet, (Cauret 2016) précise qu'en 2014 62,5 % des installations de CET concerne les maisons neuves en raison de l'incitation induite par la règlement thermique sur les logements neufs. En effet, la RT 2012 imposant de l'énergie renouvelable dans chaque logement (5 kWh/an/m²), le CET est un moyen de répondre à cette réglementation. Ainsi, seules les habitations individuelles en seront équipées (sauf si l'on souhaite créer un parc théorique où la majorité des logements en posséderait). Parmi ceux-ci, nous choisissons les plus récents afin d'obtenir 9,5 % de logements équipés de CET parmi l'ensemble du parc (cela représente 16 % des logements individuels). Il est à noter que, faute de données, le taux de diffusion des CET est homogène sur l'ensemble des zones géographiques. La Figure 19 présente un schéma qui résume la distribution des CET parmi l'ensemble des logements d'un parc (il prend en compte le schéma présenté Figure 8). Les cercles représentent une distribution aléatoire, tandis que les rectangles représentent des logements précis. La colonne de gauche représente toujours les paramètres des logements, tandis que celle de droite affiche les sources qui ont permis d'obtenir la distribution de CET dans le parc.

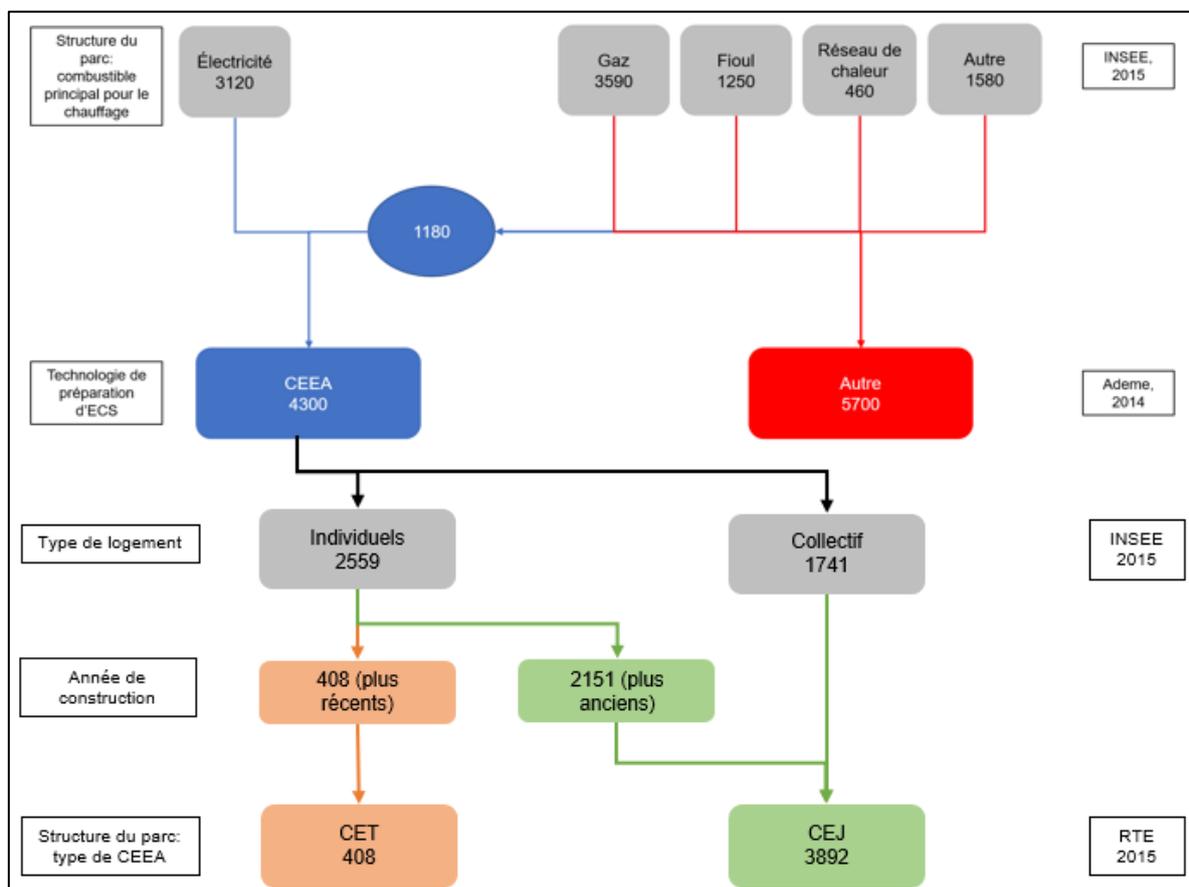
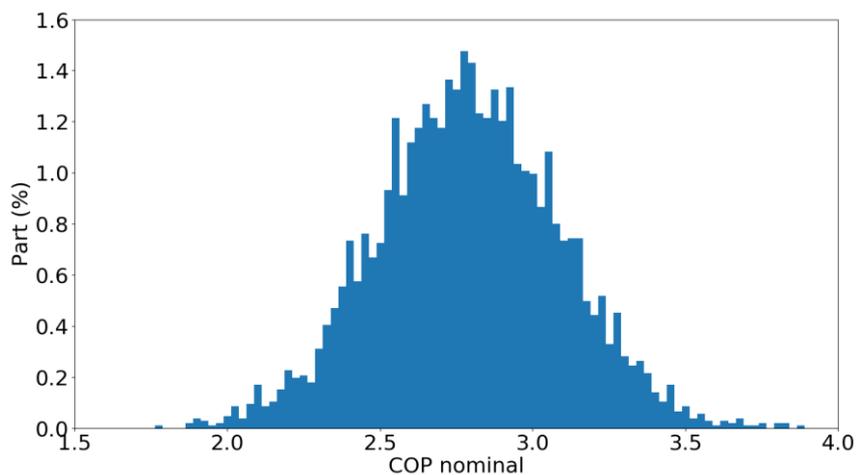
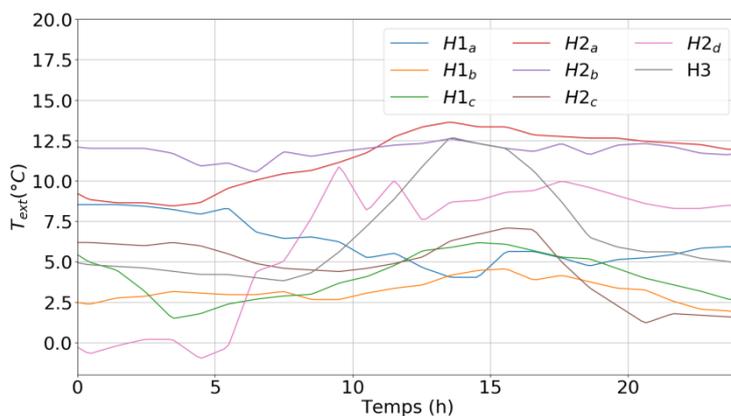


Figure 19: Schéma de distribution des CET

Dans le parc modélisé, une diversité de la performance des CET est introduite. Ainsi, les COP nominaux des CET présents dans le parc sont distribués normalement autour de la valeur 2,79 avec un écart-type de 0,30. En effet, (Cauret 2017) fournit les valeurs relevées sur 250 CET commerciaux de type « air extérieur ». La Figure 20 présente la distribution des COP pour un parc qui serait entièrement constitué de logements équipés de CET (parc théorique car les logements collectifs n'en sont actuellement pas équipés). Lors de la construction du parc, chaque CET se voit attribuer un COP de façon totalement aléatoire.



De la même manière que dans le paragraphe 1) d) de ce chapitre ; les températures d'air extérieur sont choisies selon la région géographique du logement car les pompes à chaleur (PAC) des CET utilisent l'air l'extérieur du logement comme source froide. La Figure 21 présente les températures d'air extérieur (T_{ext}) pour les 8 régions durant une journée de janvier.



Enfin, la Figure 22 affiche la température d'air extérieur moyenne par logement d'un parc représentatif sur toute l'année (pour des raisons de visibilité, les températures affichées sont les moyennes de chaque jour). Elle varie durant l'année de près de 20 °C en moyenne sur une journée.

Chapitre 1

Création du parc représentatif de chauffe-eau électriques à accumulation

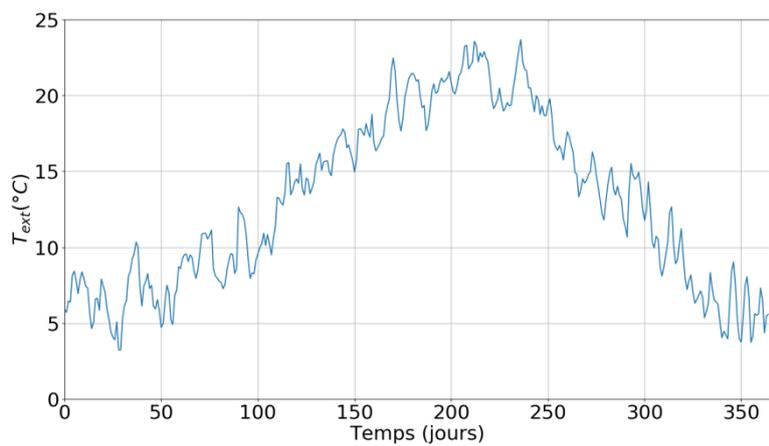


Figure 22: Température d'air extérieur moyenne en France sur l'année (CSTB 2010)

4) Conclusion du chapitre

Le parc ainsi modélisé permet de créer plus de 4000 logements équipés de CEEA représentatifs de la diversité nationale. Les paramètres liés aux besoins en ECS n'étant pas donnés directement par la base de données « Recensement de la population 2012 » (INSEE 2015) ; ils ont été attribués grâce à des données statistiques. La diffusion des CEJ a été effectuée grâce à la connaissance du combustible principal du logement ; celle des CET avec le type de logement (individuel ou collectif) ainsi que l'année de construction. Les volumes et puissances des CEEA ont été attribués en fonction de la surface des logements. Les scénarios de soutirages avec l'enquête emploi du temps (INSEE 2012). Les températures d'eau froide et d'air extérieur grâce à la région géographique du logement. Le COP et les pertes sont affectés de façon probabiliste uniforme dans un intervalle (obtenu par des données pour le COP, et par la RT 2012 (CSTB 2010) et les données constructeur pour les pertes).

La méthode est applicable pour un parc représentatif national, mais également au niveau d'une région, d'un département ou d'une agglomération. Le Tableau 11 présente les différentes sources (ainsi que leur niveau d'incertitude et leur représentativité) pour la modélisation d'un parc de CEEA. Le niveau d'incertitude varie de 0 (importante incertitude) à 5 (bonne représentativité) et représente l'incertitude au niveau national (tant pour la moyenne du paramètre que pour la distribution parmi les logements). La colonne « représentativité locale » (c'est-à-dire au niveau d'une région, d'un département ou d'une agglomération) représente la façon dont les données ont été récoltées :

- À partir de données extérieures nationales (la représentativité locale est ainsi vérifiée) ;
- À partir d'éléments statistiques nationaux (la représentativité locale n'est donc pas nécessairement vérifiée).

Tableau 11: Sources nécessaires à la modélisation d'un parc de CEEA

Paramètres du parc	Références	Appréciation du niveau d'incertitude		Représentativité locale
		Moyenne	Distribution	
Volume des ballons	(VHK 2007)	Pas de données.	4 – Les statistiques concernent uniquement les ventes de CEJ.	Oui : l'attribution du volume est liée à la surface du logement.
Puissance des CEEA	Catalogues constructeurs (Atlantic, Viessmann,...)	Pas de données.	4 – Identique au volume car directement lié.	Oui : l'attribution de la puissance est liée au volume.
COP	(Cauret 2017)	2 – Les données ne concernent que 250 CEEA.	2 – Les données ne concernent que 250 CEEA.	Non : la distribution des COP est la même quel que soit le parc représenté.
Pertes	(CSTB 2010) et (Ariston n.d.)	4 – Bornes représentatives.	4 – Bornes représentatives.	Non : la distribution des pertes est la même quel que soit le parc représenté.
Volume journalier puisé	(ADEME 2016)	5 – 125 litres puisés par jour et par logement.	Pas de données.	Oui : le volume journalier puisé est lié au comportement des individus.
Diffusion des CEEA	(Ademe 2014)	5 – La part des CEEA est donnée.	3 – 25 % des CEEA sont attribués de façon aléatoire.	Oui : la part de CEEA est liée au combustible principal de chauffage.
Diffusion des CET	(O. Cauret 2016)	5 – La part des CET est donnée.	4 – On suppose que seuls les logements récents individuels en sont équipés.	Non : La part des CET est donnée au niveau national.
Température (d'eau et d'air extérieure)	(CSTB 2010)	4 – Les données ne proviennent que de 8 relevés.	4 – Les 8 températures sont réparties sur l'ensemble du territoire.	Oui : En fonction de l'indice IRIS, une température « locale » est attribuée au logement.

En résumé, les faiblesses du parc représentatif de CEEA développé dans le cadre de cette thèse sont principalement :

- La non-représentativité de certains paramètres si le parc est local (région, département etc.).
- La distribution des CEEA aux logements non équipés de chauffage électrique est effectuée de façon aléatoire.
- Les données sur les COP des CET ne sont pas représentatives du parc national.

Afin d'améliorer la représentativité de ce parc, plusieurs pistes pourraient être envisagées :

- Ajouter des questions directement en lien avec les besoins en ECS dans le recensement.
- Utiliser un modèle d'attribution plus poussé entraîné directement sur la base de données.
- Obtenir des statistiques de ventes locales.
- Obtenir plus de données sur les caractéristiques des CET vendus en France (COP).

Afin d'obtenir la courbe de charge liées aux ECS, il faut maintenant proposer un modèle de CEEA qui convienne aux objectifs de cette étude.

Chapitre 1

Création du parc représentatif de chauffe-eau électriques à accumulation

Chapitre 2

Modèle du chauffe-eau électrique à accumulation

Dans ce chapitre, le modèle de CEEA choisi pour simuler le parc représentatif est déterminé et validé. Afin d'obtenir un parc représentatif, il est nécessaire de modéliser des CEJ mais également des CET. Le modèle de CET combine un modèle simple de pompe à chaleur (PAC) et un modèle de ballon semblable au modèle de CEJ mais comportant une épingle de réchauffage en plus de la résistance électrique qui devient un appoint. Dans un premier temps, une analyse des modèles existants sera faite, suivie de la modélisation et validation du CEJ, pour enfin modéliser le CET.

1) Cahier des charges et sélection du modèle

a) Critères de sélection des modèles

Afin de sélectionner le modèle de CEEA qui va être mis en place dans le parc représentatif, il est nécessaire de définir les attentes de ce modèle. La Figure 23 présente le schéma d'optimisation souhaité dans cette thèse. Le besoin de flexibilité du réseau électrique est la raison principale du souhait de pouvoir contrôler à distance les CEEA. En fonction de scénario de puisages prévisionnels, des consignes de puissance sont obtenues et appliquées aux CEEA du parc. De plus, la Figure 24 affiche les paramètres à prendre en compte lors du choix du modèle de CEEA.

- Quelle est la visée de cette modélisation ?

Le modèle doit être adapté à un problème d'optimisation du pilotage d'un parc de CEEA. Le but recherché est d'augmenter la flexibilité du réseau électrique : pouvoir créer du stockage si besoin (en cas, par exemple, d'une surproduction d'énergie d'origine renouvelable) ou de l'effacement (afin d'éviter d'avoir recours aux centrales de pointe).

- Quelles sont les variables externes influençant le modèle (en rouge sur la Figure 24) ?

Grâce aux données (INSEE 2015), les scénarios de soutirage des usagers sont estimés. Ceux-ci vont permettre de connaître les instants où le CEEA est sollicité. De plus, la température extérieure a un impact sur la régulation des CET (afin d'activer ou non la PAC) et sur leurs performances si l'évaporateur est situé à l'extérieur.

- Quels sont les paramètres propres à chaque CEEA à accumulation (en vert sur la Figure 24) ?

Afin d'obtenir un modèle représentatif du parc français, le modèle que nous recherchons doit être générique et pouvoir être facilement paramétrable (volume, puissance, pertes, mode de régulation). Voici la liste des paramètres qu'il est souhaitable de voir apparaître dans le modèle :

- Les pertes thermiques des CEEA à accumulation. Elles ne sont pas identiques pour tous les ballons d'eau chaude. Ainsi, il est nécessaire de pouvoir créer de la diversité sur ce paramètre.
- Le volume du ballon. En fonction des besoins du logement, le volume doit être modifié.
- La température de consigne ainsi que le mode de régulation. Selon le modèle de CEEA, ces paramètres sont susceptibles de varier. De plus, la consigne peut être modifiée par l'utilisateur.

- Comment l'utilisateur (ou le réseau) peut avoir un impact sur le modèle (en violet sur la Figure 24) ?

En autorisant ou interdisant le fonctionnement du ballon, le réseau et/ou l'utilisateur agissent comme une régulation externe prioritaire.

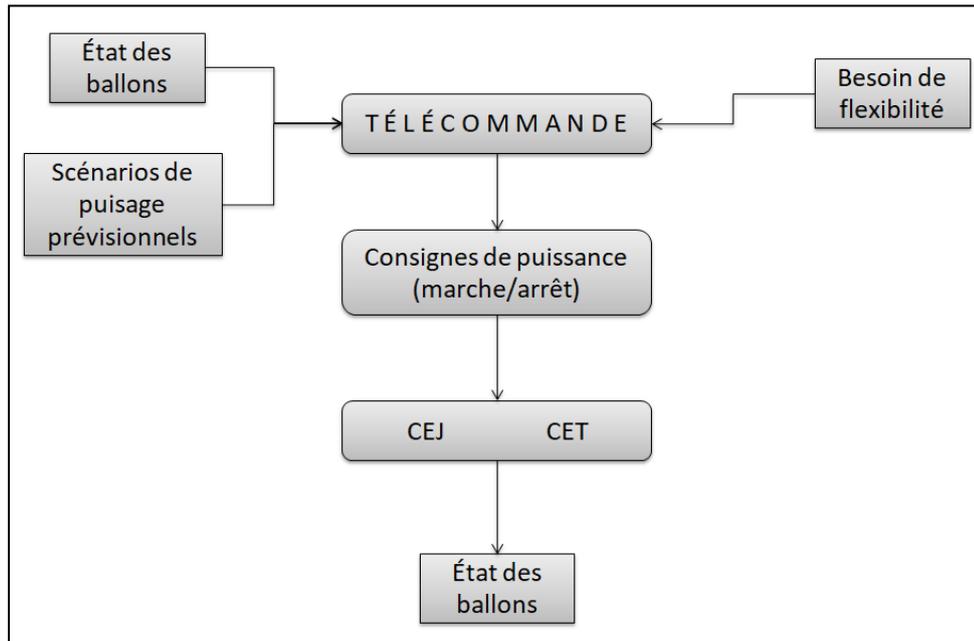


Figure 23: Schéma du fonctionnement du modèle de CEEA dans le parc représentatif

- o Quelles sont les variables souhaitées en sortie du modèle (en orange sur la Figure 24) ?

La courbe de charge permet d'observer l'impact sur le réseau. L'inconfort est quant à lui nécessaire afin de mesurer l'impact de la commande externe sur le ressenti des consommateurs. Il sera mesuré directement en fonction de la température de soutirage des CEEA.

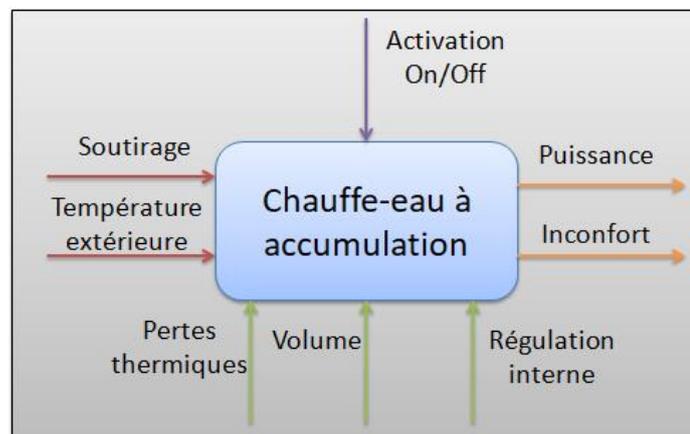


Figure 24: Représentation synoptique du modèle de CEEA et de son environnement (entrées/sorties, paramètres et contrôles)

Une fois ces critères établis, une comparaison et une adaptation des modèles de la littérature permettent de sélectionner celui qui servira à la représentation du parc. Deux critères supplémentaires importants doivent guider notre choix :

- La simplicité et la généricité du modèle. Comme le but recherché passe par une optimisation des ordres à envoyer, la simulation du parc va être effectuée plusieurs milliers de fois. Le modèle de CEEA ne doit donc pas être trop complexe : cela allongerait considérablement le temps de calcul et pourrait rendre le paramétrage du parc plus difficile.

- Une représentation réaliste de la température de puisage au niveau de la sonde. Cela permettra d'avoir une bonne estimation de l'inconfort potentiellement ressenti par les utilisateurs ainsi que de l'appel de puissance réalisée.

b) Différents modèles de ballon d'eau chaude à accumulation

De nombreuses modélisations de ballons d'ECS ont été réalisées dans le passé, chacune présentant une ou plusieurs particularités. La majorité des modèles de CEEA existant sont de type 1D (variation de la température selon la dimension verticale). La température est donc supposée identique dans toute une couche à même hauteur. Dans le cas de cette thèse, cela convient car il n'est pas nécessaire de représenter les écarts horizontaux de température pour obtenir la température d'eau de soutirage ou celle mesurable au niveau de la sonde. Examinons quelques modèles de CEEA issus de la littérature :

- Le modèle développé dans ConsoClim (Morisot & Marchio, 2004).
 - Le ballon est divisé en deux couches : l'une contenant le volume d'eau qui est à la température souhaitée (la température de consigne), l'autre contenant le reste de l'eau, plus froide (mélange entre l'eau provenant de la partie supérieure et de la température de l'eau de ville). Elles sont de taille variable en fonction de la quantité d'eau qui a atteint la température de consigne dans le ballon.
 - Le modèle est destiné à une simulation énergétique annuelle à pas de temps horaire. Afin d'obtenir une certaine précision dans les paramètres de sortie (inconfort, puissance appelée etc.), ce modèle ne peut être retenu.

Avis : la simulation visée dans cette thèse se fera à un pas de temps beaucoup plus faible et vise les appels de puissance. Ce modèle n'est donc pas adapté.

- Le modèle développé dans (TRNSYS, 2004).
 - Le ballon est divisé en plusieurs couches horizontales de même volume.
 - Le modèle ne prend pas en compte la convection ou la conduction entre les couches. Le mélange entre les couches de températures différentes s'effectue lorsqu'il y a du débit (c'est-à-dire lorsqu'il y a du soutirage).

Avis : c'est un modèle assez simple et surtout générique auquel on peut appliquer de nombreux scénarios (en fonction d'un soutirage différent, d'une entrée d'eau froide située à un emplacement peu commun,...).

- Le modèle développé par le CETIAT (J. Noël, 2008).
 - De même que dans le modèle TRNSYS, le ballon est divisé en plusieurs couches de volume constant.
 - Le modèle prend en compte la conduction et la convection entre couches.

Avis : la description du modèle n'est pas assez détaillée et nous ne sommes donc pas en capacité de l'utiliser correctement et précisément.

- Le modèle développé par EDF (en open source) (BuildSysPro).

Le ballon est modélisé en une unique couche (le volume total du ballon). Ainsi, il est impossible d'obtenir la température de soutirage à tout instant (et donc l'inconfort potentiel des utilisateurs). Avis : ce modèle ne répond pas à nos critères.
- Le modèle développé par N. Beeker-Adda (2016).

C'est un modèle physique extrêmement détaillé. Cependant, le sens physique des termes d'échanges est difficilement interprétable, ce qui rend le paramétrage du ballon impossible à réaliser sans données expérimentales.

- Le modèle développé par (Koch 2012).
 - De même que dans le modèle TRNSYS, le ballon est divisé en plusieurs couches de volumes constants.
 - Le modèle prend en compte la conduction et la convection entre couches.
 - Assez simple, il est adapté à la modélisation future du parc français.
 - Il est validé avec des données expérimentales.
 - Selon (Koch 2012), le modèle n'est réaliste qu'à un pas de temps de dix secondes.

Avis : Ce modèle n'a pas été retenu à cause de son pas de temps de simulation : le but de l'étude étant d'optimiser le pilotage au niveau d'un parc de CEEA, des milliers de simulations vont devoir être effectuées. Avec un pas de temps trop faible, le temps de simulation serait trop élevé.

- Le modèle développé par S. Carloganu (2014).
 - Tout comme dans le modèle de ConsoClim, le ballon est divisé en uniquement deux couches de volume variable. Elles varient en fonction de la proportion d'eau du ballon qui a atteint la température de consigne.
 - Le modèle ne prend pas en compte la conduction ni la convection entre couches.
 - Assez simple, il est adapté à la modélisation future du parc français.
 - Ce modèle n'est pas encore validé.

Avis : Ce modèle n'a pas été retenu pour deux raisons : il n'est pas encore validé, et le nombre de couches est trop faible pour obtenir une bonne précision dans la détermination de la température d'eau (de soutirage et au niveau de la sonde).

Afin de synthétiser l'étude des différents modèles de CEEA, le Tableau 12 présente les caractéristiques des différents modèles étudiés.

Tableau 12: Résumé des modèles de CEEA étudiés

Modèle	Nombre de couches	Contraintes pour notre étude	Accepté ? (Oui/Non)
ConsoClim (Morisot, Marchio, 2004)	2	<ul style="list-style-type: none"> • Pas de temps horaire. • Nombre de couches trop faible. 	Non
(TRNSYS Type 4)	Autant que souhaité.	∅	Oui
CETIAT (J. Noël2008)	Autant que souhaité.	Pas assez détaillé.	Non
EDF (BuildSysPro)	1	Impossibilité d'obtenir l'inconfort ressenti.	Non
(Beeker-Adda 2016)	Autant que souhaité.	Paramétrage impossible.	Non
(Koch 2012)	Autant que souhaité.	Pas de temps de simulation trop faible.	Non
(Carloganu, 2014)	2	<ul style="list-style-type: none"> • Modèle non validé. • Nombre de couches trop faible. 	Non

Ainsi, le modèle retenu est celui présenté dans (TRNSYS Type 4). En effet, c'est un modèle qui répond aux besoins de l'optimisation souhaitée et a un pas de temps qui permet d'espérer ne pas prendre trop de temps lors des simulations au niveau du parc. Il reste à l'adapter à nos besoins puis à le valider afin confirmer ce choix de modèle.

2) Modélisation du chauffe-eau Joule

a) Description du modèle

Le modèle choisi pour développer le CEJ est donc celui de (TRNSYS Type 4). Le volume du ballon est divisé en un certain nombre de couches de volumes égaux. Plusieurs paramètres sont à prendre en compte lors de la modélisation :

- L'équation qui régit chacune des couches

Le modèle repose sur une discrétisation du volume du ballon en couches d'eau d'égale hauteur et de température homogène. L'évolution de la température de chaque couche est décrite par l'Équation 3. Le pas de temps de simulation n'est pas encore défini et sera déterminé par la suite. Le modèle est générique : l'eau froide peut entrer par la couche la plus basse ou la plus haute ; l'eau peut être soutirée par le bas ou par le haut du CEEA ; ou encore la puissance peut être injectée dans n'importe quelle couche. L'Équation 3 est le résultat d'un bilan des transferts thermiques à la frontière de chaque couche :

- Un transfert de masse d'une couche à l'autre scindé en 3 termes :
 - $\alpha_i * \dot{m}_h * c * (T_h - T_i)$: entre la température d'eau froide et la température de la couche la plus haute dans le cas où l'eau entre par le haut du ballon.
 - $\beta_i * \dot{m}_L * c * (T_L - T_i)$: entre la température d'eau froide et la température de la couche la plus basse dans le cas où l'eau entre par le bas du ballon.
 - $\gamma_i * c * [(T_{i-1} - T_i) \text{ si } \gamma_i > 0; (T_i - T_{i+1}) \text{ si } \gamma_i < 0]$: entre la couche au-dessus et/ou en-dessous en fonction du sens d'écoulement de l'eau (respectivement du haut vers le bas et/ou du bas vers le haut).
- Des déperditions thermiques par la paroi : $U * A_i * (T_{env} - T_i)$. Les valeurs données au paramètre U sont détaillées dans le chapitre « Création du parc représentatif ». Pour rappel, les pertes thermiques sont distribuées de façon uniforme entre $0,95 \frac{W}{m^2K}$ et $1,31 \frac{W}{m^2K}$ pour chaque CEEA.
- L'injection de puissance (éléments chauffants) : P_i .

$$m_i * c * \frac{\partial T_i}{\partial t} = \alpha_i * \dot{m}_h * c * (T_h - T_i) + \beta_i * \dot{m}_L * c * (T_L - T_i) + U * A_i * (T_{env} - T_i) + \gamma_i * c * [(T_{i-1} - T_i) \text{ si } \gamma_i > 0; (T_i - T_{i+1}) \text{ si } \gamma_i < 0] + P_i$$

Avec :

- m_i : masse d'eau dans la couche i (kg)
- c : Capacité thermique de l'eau ($\frac{J}{kg \cdot K}$)
- T_i : Température de l'eau en moyenne dans la couche i (K)
- α_i : vaut 1 si la couche considérée est la plus haute, 0 sinon
- β_i : vaut 1 si la couche considérée est la plus basse, 0 sinon
- \dot{m}_h : débit massique de l'eau du haut vers le bas ($\frac{kg}{s}$)
- \dot{m}_L : débit massique de l'eau du bas vers le haut ($\frac{kg}{s}$)
- T_h : Température d'eau entrant dans le ballon par la couche supérieure (K)
- T_L : Température d'eau entrant dans le ballon par la couche inférieure (K)
- U : Coefficient de déperditions thermiques surfacique ($\frac{W}{m^2 \cdot K}$)
- A_i : Surface d'échange avec l'extérieur pour la couche i (m^2)
- T_{env} : Température extérieure (K)
- $\gamma_i = \dot{m}_h - \dot{m}_L$; différence de débits ($\frac{kg}{s}$)
- P_i : Soit une puissance électrique injectée, soit un échangeur venant d'une machine thermodynamique. Vaut 0 si la couche i n'est pas concernée (W)

Équation 3: Équation de chaque couche du modèle de (TRNSYS Type 4)

Cependant, le modèle qui sera utilisé pour la simulation du parc dans cette thèse sera simplifié :

- L'eau froide rentrera uniquement par la couche du bas ;
- L'eau sera puisée uniquement par la couche du haut ;
- Le nombre de couches est fixé à 10 afin d'avoir une précision assez fine tout en permettant un temps de simulation raisonnable ;
- La puissance est injectée dans les deux dernières couches du CEEA (les plus basses).

De plus, la sonde de température (qui est utilisée pour la régulation du CEEA) sera située au milieu du CEEA, comme c'est le cas dans la majorité des ballons (ce choix est basé sur l'observation de données techniques constructeurs). La Figure 25 présente un schéma du modèle de CEJ développé dans le cadre de cette thèse.

On décide tout d'abord de la position de la sonde de température, c'est-à-dire de la couche du ballon à laquelle on comparera la température de consigne. Ainsi, toute la régulation ne dépendra que de la température dans cette couche précise.

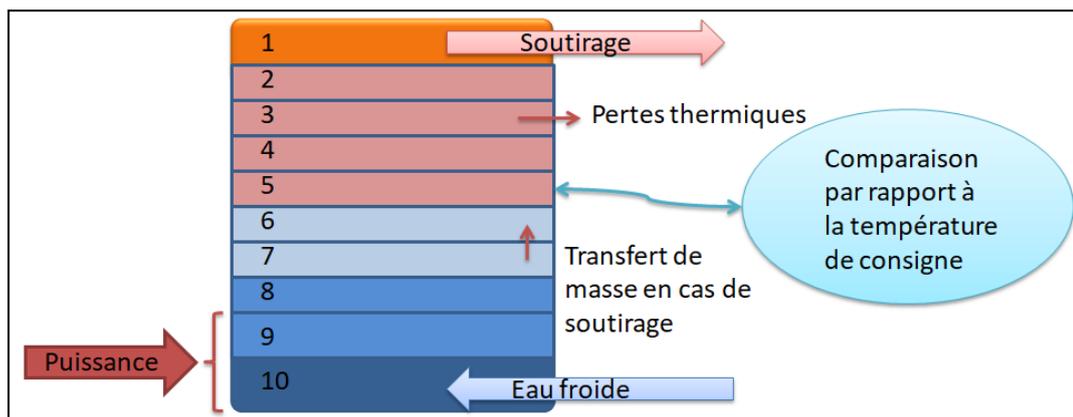


Figure 25: Schéma du modèle de CEJ de TRNSYS

- Le mélange des couches

En cas d'inversion du gradient thermique dans le ballon, il faut proposer une méthode de mélange. Dans le modèle développé par (TRNSYS Type 4), il n'est pas expliqué comment est effectué ce mélange entre les couches. Il est donc nécessaire dans le modèle développé ici de définir le modèle de mélange des couches lorsque les températures ne sont pas « dans l'ordre ». Cela se produit lorsqu'une couche a une température plus élevée que celle de la couche supérieure. Le schéma de ce mélange est présenté Figure 26.

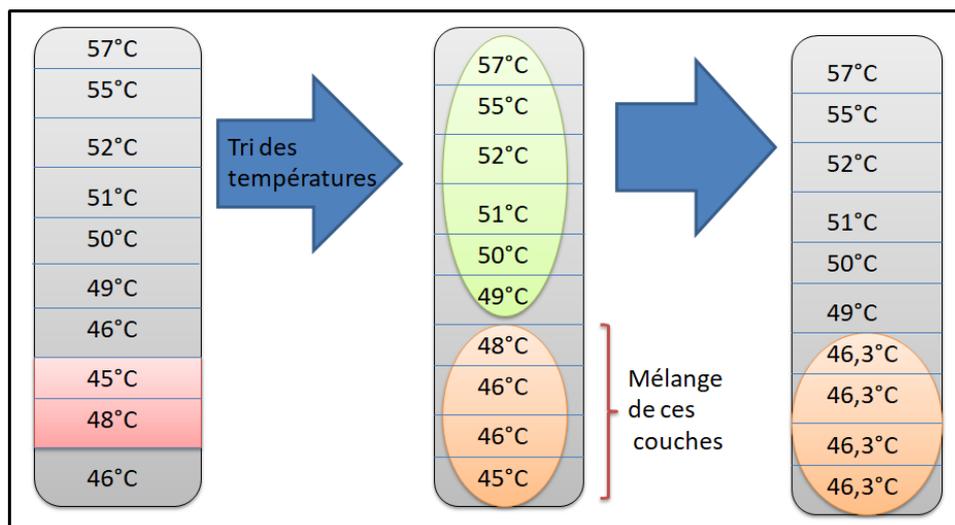


Figure 26: Schéma d'un exemple de mélange partiel des couches

Dans cette technique, à chaque pas de temps, le vecteur de températures triées est comparé au vecteur original. Nous ne mélangeons que l'intervalle qui contient l'ensemble des couches mal ordonnées. Dans l'exemple de la Figure 26 ; il s'agit du résultat obtenu au pas de temps suivant la mise en route du CEEA : seules les deux couches les plus basses ont été chauffées. Les deux couches en rouge dans le premier schéma représentent les deux couches inversées. Les 4 dans le deuxième (schéma des couches triées) représentent les couches qui ne sont pas à la bonne position (par rapport au vecteur original). Enfin, ce sont les 4 mêmes couches qui sont en orange dans le dernier schéma. Ce sont ces couches qui sont mélangées.

- Régulation

Au sein du CEEA, une régulation existe afin de contrôler la température d'eau au sein du ballon. La puissance de chauffage doit se mettre en marche et s'arrêter à des instants précis afin de ne pas avoir une température ni trop haute ni trop basse. En effet, une température trop élevée engendrerait des pertes thermiques supplémentaires et une température trop faible risquerait de créer une situation d'inconfort pour les utilisateurs.

Afin de savoir si l'on injecte ou pas de la puissance à l'instant $t+1$, on compare la température au niveau de la sonde à l'instant t avec la consigne : une « bande morte » (de 3 °C au-dessus et en dessous de la température de consigne pour cette étude) est ajoutée. Si la température de la couche « capteur » (où la sonde est située, c'est-à-dire au milieu du CEEA) est inférieure à la borne inférieure de la bande morte, on injecte de la puissance ; si elle est supérieure, on n'en injecte pas. Si elle est à l'intérieur de la bande morte, le fonctionnement est inchangé. La Figure 27 explique ce principe.

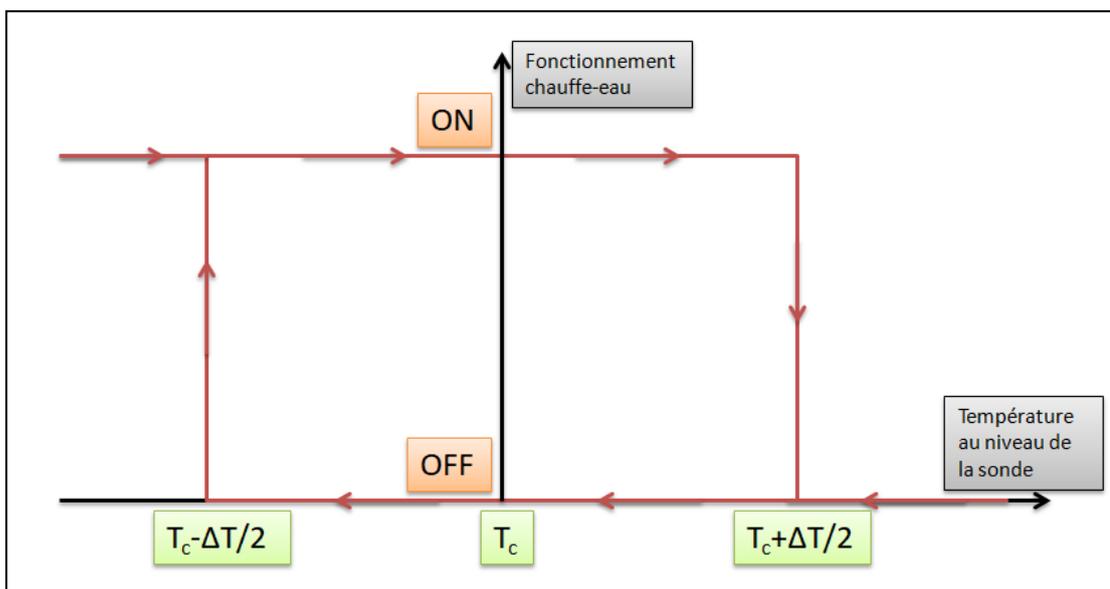


Figure 27: Schéma du fonctionnement de la régulation du CEEA

Enfin, la puissance injectée est un paramètre lié au dimensionnement. Comme cela a été expliqué dans le chapitre « création du parc représentatif », la puissance des CEJ variera de 960 W à 4800 W.

Ainsi, l'ensemble des paramètres décrivant le modèle de CEJ qui sera utilisé dans cette thèse est défini. Il reste maintenant à valider ce modèle (avec l'ajout du mélange des couches en cas d'inversion du gradient de température) et à définir le pas de temps de simulation. Dans la suite de la thèse, ce modèle sera nommé (Béjannin 2017).

b) Validation du modèle

Afin de valider le modèle (Béjannin, 2017), il est nécessaire de le comparer à des mesures expérimentales. Cependant, nous n'avons pas eu accès à de telles données. La comparaison a été effectuée avec un modèle déjà validé expérimentalement : le modèle de (Koch, 2012).

i. Modèle de (Koch, 2012)

(Koch 2012) a développé un modèle qui a déjà été présenté dans le paragraphe 1) ii. Ce modèle a l'avantage d'être validé (et les données expérimentales sont disponibles pour comparaison) et est suffisamment bien décrit pour pouvoir paramétrer le modèle à comparer. Cependant, son pas de temps de simulation nous empêche de l'utiliser pour l'optimisation du parc de CEEA. Afin de valider notre modèle de ballon d'eau chaude modifié de (TRNSYS, 2004), il est comparé au modèle de (Koch 2012). Il a été calibré sur des CEEA réels afin d'obtenir les mêmes appels de puissance et la même température moyenne. Il s'agit d'un modèle multi-couches avec, pour chacune, une équation de bilan énergétique.

Plusieurs termes sont présents dans cette équation. La Figure 28 les explicite pour une couche ordinaire (la couche i).

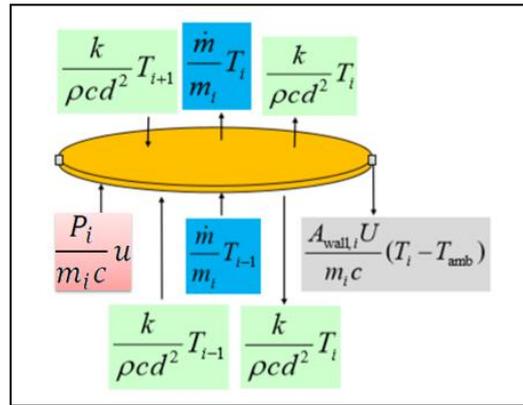


Figure 28: Schéma d'une couche ordinaire dans le modèle (Koch 2012) - (Rodriguez et al. 2017)

Voici le détail de chacun des composants de ce bilan énergétique :

- Un terme lié aux pertes thermiques : il est explicité Équation 4. Il prend en compte la surface latérale de la couche $A_{wall,i}$. Mais également le coefficient de transfert de chaleur U ainsi que la température ambiante T_{amb} , m_i et c (capacité thermique de l'eau). Les pertes sont réparties de façon uniforme sur toutes les couches du ballon.

$$\left(\frac{dT_i}{dt}\right)_{pertes} = \frac{A_{wall,i}U}{m_i c} (T_i - T_{amb})$$

Équation 4 : Terme de pertes thermiques du modèle (Koch 2012)

- De plus, un terme lié à l'injection potentielle de puissance dans la couche est ajouté au bilan énergétique (présenté Équation 5). Le terme P_i correspond à la part de la puissance injectée dans la couche i . De plus, u représente la valeur binaire de fonctionnement ou non du ballon ($u = 1$ si le CEEA fonctionne; $u = 0$ sinon). Ce terme n'est présent que dans les couches concernées par l'injection de puissance.

$$\left(\frac{dT_i}{dt}\right)_{puissance} = \frac{P_i}{m_i c} u$$

Équation 5 : Terme de puissance injectée (Koch 2012)

- Un terme de conduction entre couches a également été ajouté, observable dans l'Équation 6. k représente la conductivité thermique de l'eau égale à $0,6 \frac{W}{m \cdot K}$. Comme d est la hauteur d'une couche

(m). c est la capacité thermique de l'eau égale à $4185 \frac{J}{kg \cdot K}$, tandis que ρ est la masse volumique de l'eau (égale à $1000 \frac{kg}{m^3}$).

$$\left(\frac{dT_i}{dt}\right)_{conduct} = \frac{k}{\rho c d^2} (T_{i-1} - 2T_i + T_{i+1})$$

Équation 6: Terme de conduction du modèle (Koch 2012)

- Enfin, lorsque cela est nécessaire, l'auteur n'applique pas un mélange des couches « inversées » (non stratifiées). Á la place, un terme de transfert de masse dû à la convection naturelle représenté par l'Équation 7 est ajouté dans le bilan énergétique appliqué à chaque couche. T_i correspond à la température d'eau moyenne de la couche i .

$$\left(\frac{dT_i}{dt}\right)_{convect} = \frac{\dot{m}}{m_i} * (T_{i-1} - T_i)$$

Équation 7: Terme de masse dû à la convection naturelle (Koch 2012)

m_i (kg) et \dot{m} ($\frac{kg}{s}$) sont respectivement la masse d'eau d'une couche et le débit masse d'eau équivalent pris en compte à l'intérieur du ballon entre les différentes couches. Ce terme (\dot{m}) permet de mélanger une partie des couches entre elles uniquement lorsque le CEEA est en fonctionnement. Il représente le développement de cellules de convection dans le ballon. Il est nul dès lors que la résistance n'est pas allumée. Ainsi, les mélanges entre couches sont directement liés à l'injection de puissance dans le ballon. Dans (Rodriguez et al. 2017), il est expliqué que la valeur de ce débit dépend du pas de temps choisi ainsi que du nombre de couches du modèle. Seuls 4 exemples sont donnés (valides pour un ballon de 300 litres). Ils sont présentés dans le Tableau 1, N étant le nombre de couches du modèle et Δt le pas de temps de simulation.

Tableau 13: Valeurs du débit de convection en fonction du nombre de couches et du pas de temps (Rodriguez et al. 2017)

N	Δt (s)	\dot{m} (kg/s)
5	1	15
10	1	8
5	10	1,5
10	10	0,7

Dans (Rodriguez, 2017), le nombre de couches et le pas de temps sont fixés à 10. Dans la suite de ce paragraphe, la valeur de 0.7 sera donc prise pour \dot{m} . Dans toute la phase de validation de notre modèle, le volume de chaque ballon sera donc de 300 litres par homogénéité avec les résultats expérimentaux.

Il est à noter que les termes liés à la conduction, à la convection et aux pertes thermiques sont différents pour les couches externes (la couche la plus basse et la plus haute). En effet, pour les termes de conduction et de convection, les couches extrêmes ne sont en contact qu'avec une seule couche. Pour le terme lié aux pertes thermiques, il faut ajouter les pertes par déperdition à travers les parois horizontales pour les deux couches extrêmes. Les Figure 29 et Figure 30 représentent les schémas du bilan énergétique respectivement pour la couche supérieure et inférieure (le terme lié à la puissance injectée n'est pas présent pour la couche la plus haute car il n'est jamais présent). La couche 1 correspond à la couche la plus haute et la couche N_{disk} à la couche la plus basse. A_{top} et A_{bottom} correspondent respectivement aux surfaces supérieure et inférieure du ballon. La température d'eau froide (qui est injectée dans le ballon en cas de puisage) est notée T_{inflow} .

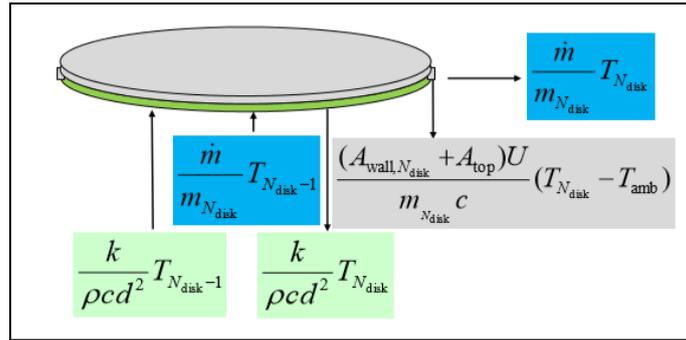


Figure 29: Schéma de la couche supérieure dans le modèle (Koch 2012) - (Rodriguez et al. 2017)

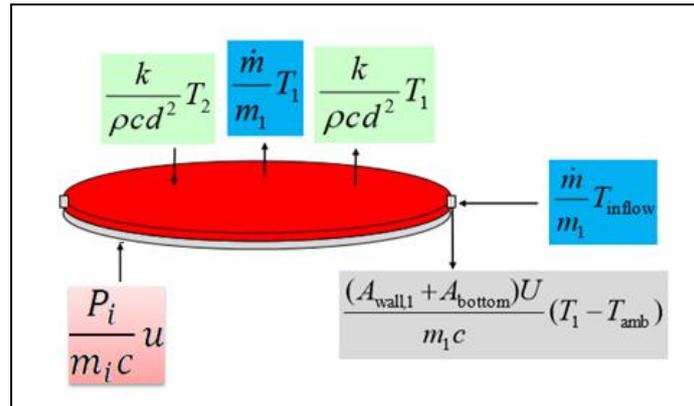


Figure 30: Schéma de la couche inférieure dans le modèle (Koch 2012) - (Rodriguez et al. 2017)

Nous avons ainsi pu simuler le modèle de Koch avec un pas de temps de 10 secondes et 10 couches (comme indiqué dans (Rodriguez, 2017)). Un seul logement équipé de ce CEEA est simulé. La Figure 31 présente les températures dans chacune des couches de ce modèle pendant 3 journées ordinaires (de mercredi à vendredi) de janvier avec le soutirage en l/min d'un volume à 40 °C (en vert). Les scénarios de puisage sont obtenus de la façon décrite dans le chapitre « Création d'un parc ». De plus, la Figure 32 affiche la puissance électrique appelée par le CEEA durant les 3 jours de simulation. Pour rappel, le CEEA a un volume de 300 litres et une puissance électrique de 3600 W.

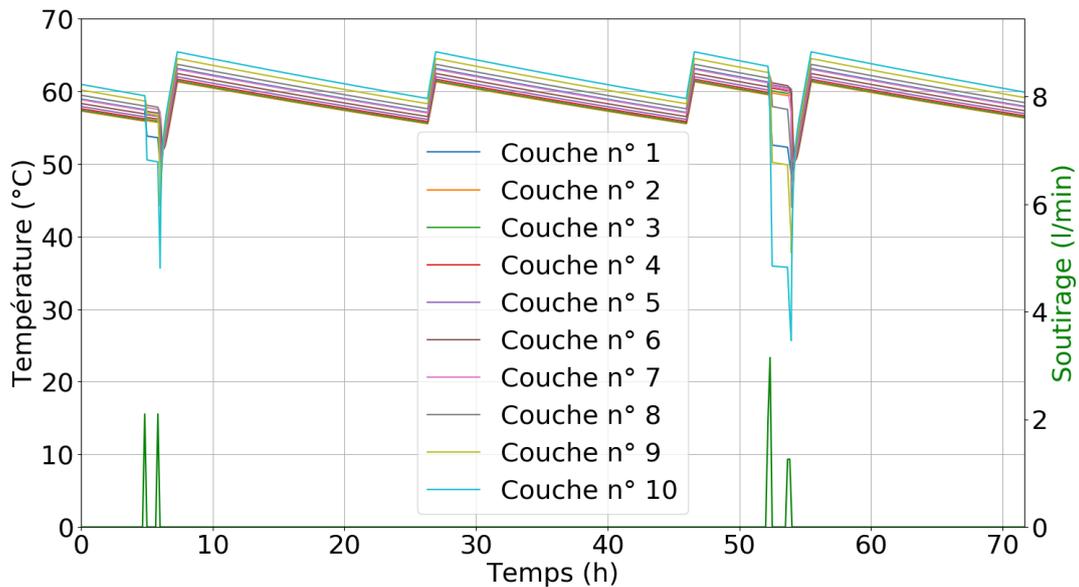
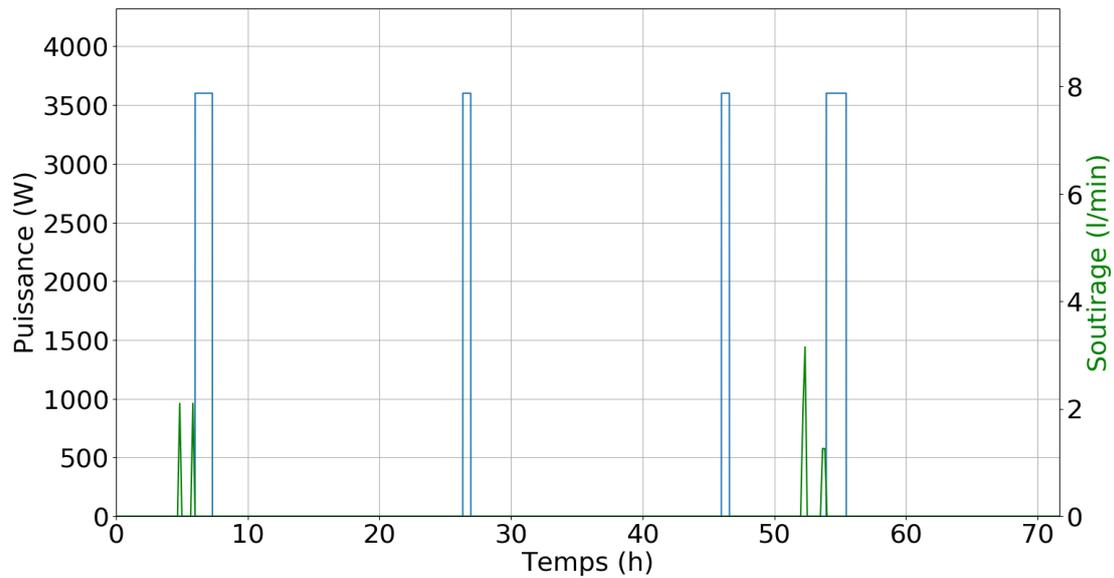


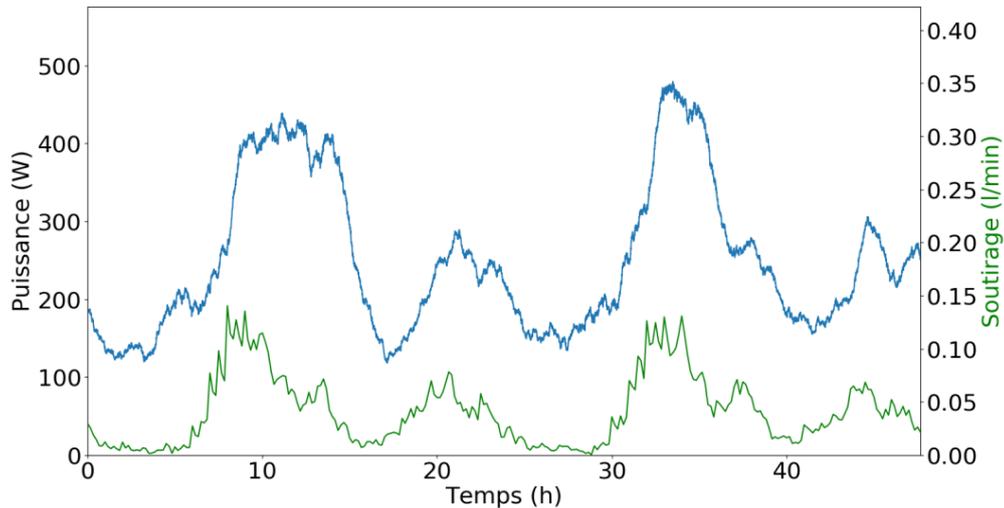
Figure 31: Températures dans les couches du modèle Koch



Nous remarquons qu'il y a une inversion du gradient de température lors de chaque période d'arrêt du chauffage du ballon (en effet la température de la couche n°10 est la plus élevée). Cela est dû au fait que le terme de convection est nul durant ces périodes (car pas de soutirage). L'un des intérêts de ce modèle est qu'il a été validé expérimentalement.

On observe qu'il n'y a pas de soutirage lors du 2^{ème} jour de simulation ; la puissance injectée en début et fin de journée n'est donc due qu'aux pertes thermiques.

À l'aide de ce modèle, nous représentons à présent sur la Figure 33 la puissance moyenne appelée par un parc de plus de 4000 CEJ de 300 litres durant 2 journées classiques (avec le puisage moyen en vert).



Selon (Pfeiffer et al. 2011), le modèle Koch est validé et réaliste. Les auteurs soulignent cependant deux imprécisions :

- La température de soutirage est généralement sous-évaluée (de quelques °C par rapport à la valeur expérimentale).

- Il y a souvent une inversion de gradient entre les couches (ce qui est directement lié à la première raison), comme nous l'avons-nous-même remarqué auparavant.

En prenant pour référence les résultats de simulation du parc avec ce modèle validé, nous allons juger de la validité de notre modèle à l'échelle d'un parc de CEEA, conformément à l'objectif de simulation recherché dans le cadre de cette thèse.

- Comparaison du modèle (Béjannin, 2017), adapté de TRNSYS, avec le modèle Koch et validation

Comme nous l'avons vu dans la partie bibliographique, le modèle Koch n'est pas adapté à notre problème d'optimisation. Le prenant comme modèle de référence nous recherchons un arbitrage entre pas de temps de simulation (plus il est élevé, moins la simulation prendra de temps) et précision (afin de représenter les courbes de charge agrégées et des inconforts réalistes). Pour la comparaison, nous avons préalablement ajouté le mélange des couches lorsqu'il n'y a ni soutirage ni puissance dans Koch et nous avons inclus le terme de conduction dans notre modèle. La Figure 34 présente la température dans chacune des couches d'un ballon CEJ avec un pas de temps de simulation de 5 minutes du modèle (Béjannin, 2017). Nous observons que le mélange des couches introduit permet de rétablir le gradient de température dans le bon sens à tout instant. En effet, les couches sont numérotées dans l'ordre croissant en partant du haut du ballon.

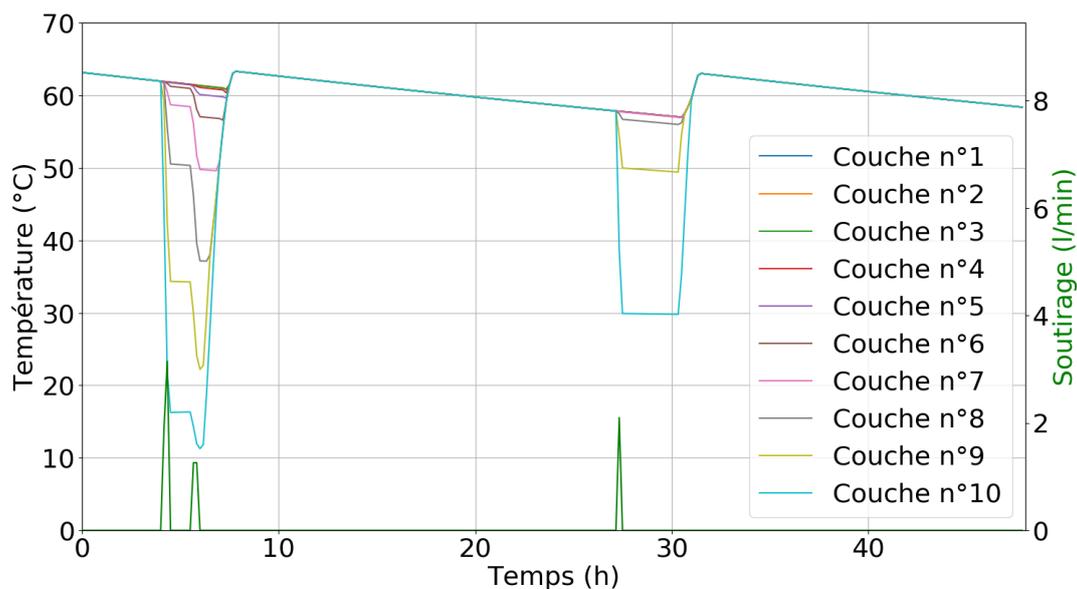


Figure 34: Température dans chacune des couches du modèle (Béjannin, 2017) avec un pas de temps de 5 minutes

Le modèle (Béjannin, 2017) a été simulé sur douze jours (de façon à pouvoir afficher des courbes sur une semaine sans être influencé par l'initialisation) avec différents pas de temps (10 secondes, 1 minute, 2 minutes, 2 minutes 30 secondes, 3 minutes et 20 secondes, 5 minutes et 10 minutes) dans un parc de plus de 4000 logements équipés de CEEA. Une étude du temps de simulation ainsi que de la proximité entre les courbes de charge a été effectuée. À des fins de concordance temporelle avec les scénarios de puisage d'eau-chaude (dont le pas de temps est de 10 minutes), les valeurs des pas de temps ont été choisies telles qu'elles divisent 10 minutes. Afin de comparer deux courbes de charge, le coefficient de corrélation R^2 est utilisé. Il est présenté dans l'Équation 8 pour comparer deux vecteurs X et Y. Plus la valeur de R^2 est proche de 1, plus les deux paramètres comparés sont semblables. Inversement, ils seront distincts si R^2 tend vers 0.

$$R(X, Y)^2 = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X) * \text{var}(Y)}}$$

Équation 8: Coefficient de corrélation

Dans l'Équation 8, $\text{cov}(X, Y)$ représente la covariance entre les deux variables tandis que $\text{var}(X)$ est la variance de la variable X . Dans notre cas, les deux courbes comparées sont la courbe de charge de référence (du modèle (Koch, 2012)) et celle du modèle (Béjannin, 2017) simulé à un certain pas de temps. L'ensemble des ballons a toujours un volume de 300 litres afin de pouvoir comparer précisément les deux modèles.

Le Tableau 2 présente le R^2 entre la puissance moyenne selon notre modèle et celle calculée avec le modèle Koch pour le même parc de 4143 logements. De plus, le temps de calcul de chacune des simulations (et la différence relative du temps de calcul par rapport au modèle Koch) est affiché. Les calculs des R^2 sont réalisés après initialisation des simulations du 5^{ème} au 12^{ème} jour de l'étude.

Tableau 14: Temps de calcul et écart du modèle (Béjannin, 2017) à celui de Koch en fonction du pas de temps

Modèle	Temps de calcul (min)	R ²
Koch, 10 s	51	1
(Béjannin, 2017) 10 s	150 (+ 200 %)	0,63
(Béjannin, 2017) 1 min	25 (- 51 %)	0,75
(Béjannin, 2017) 2 min	12 (- 76 %)	0,90
(Béjannin, 2017) 2 min 30 s	9 (- 82 %)	0,92
(Béjannin, 2017) 3 min 20 s	7 (- 86 %)	0,84
(Béjannin, 2017) 5 min	5 (- 90 %)	0,64
(Béjannin, 2017) 10 min	2,5 (- 95 %)	0,60

Au vu de ces résultats, nous ne conservons par la suite que la simulation la plus proche du modèle Koch, c'est-à-dire au pas de temps 2 minutes et 30 secondes (en rouge dans le Tableau 14). Le prochain paragraphe va présenter les résultats à l'échelle du parc pour la courbe de charge ainsi que la température moyenne de l'ensemble des CEEA.

Les Figure 35 et Figure 36 représentent respectivement les températures et les puissances moyennes pour le parc de 4143 logements (avec toujours un volume identique de 300 litres pour chaque ballon modélisé) simulé au pas de temps 2 minutes 30 secondes du 5^{ème} au 12^{ème} jour de la simulation. De plus, la Figure 37 affiche la comparaison relative des puissances à chaque instant de l'étude. Afin d'obtenir des résultats (et des courbes) au pas de temps de 10 minutes, nous avons pris la moyenne des pas de temps intermédiaires pour calculer une valeur toutes les dix minutes.

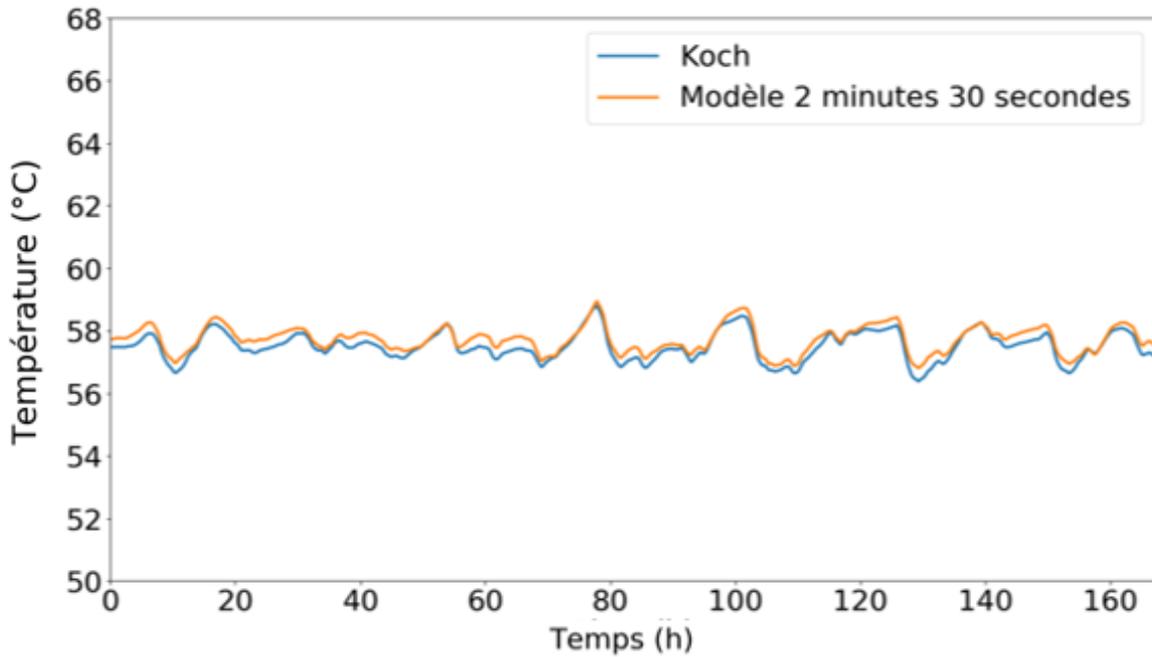


Figure 35: Température moyenne du parc pour le modèle Koch et de (Béjannin, 2017) - pas de temps de 2 minutes 30 secondes

La température moyenne présentée Figure 35 est la température moyenne de l'ensemble des couches de chaque CEEA présent dans le parc simulé à tout instant.

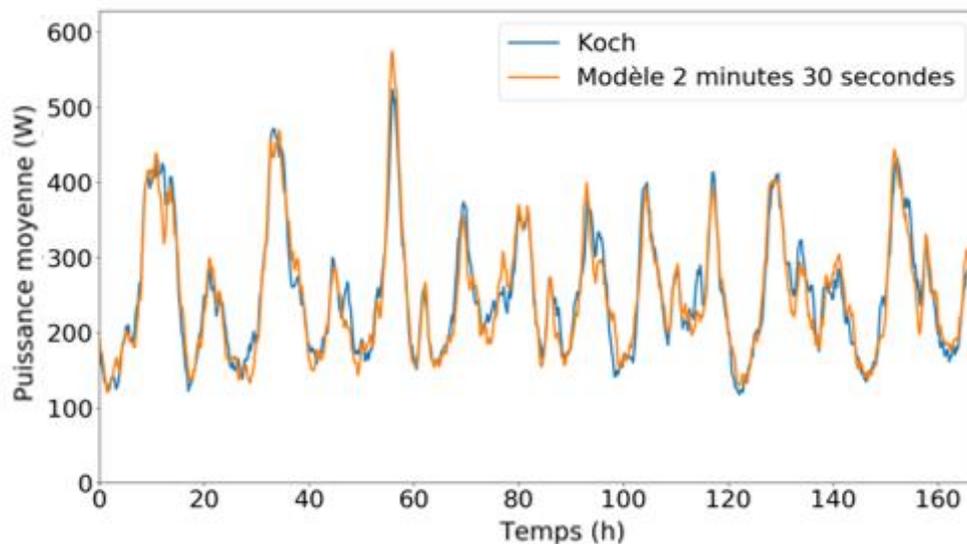


Figure 36: Puissance moyenne du parc pour le modèle Koch et de (Béjannin, 2017) - pas de temps de 2 minutes 30 secondes

Le modèle (Béjannin, 2017) donne visuellement une précision correcte avec un temps de calcul divisé par plus de 5 par rapport au modèle de référence (Koch, 2012) : la simulation de 12 jours prend 51 minutes avec le modèle de référence et 9 minutes pour le modèle (Béjannin, 2017) avec un pas de temps de simulation de 2 minutes 30 secondes.

L'écart type moyen entre les deux courbes de charge est de 17,89 W et l'erreur type (l'écart type de l'erreur relative) est de 6,09 %. La Figure 37 présente la comparaison relative des courbes de charge entre les deux modèles.

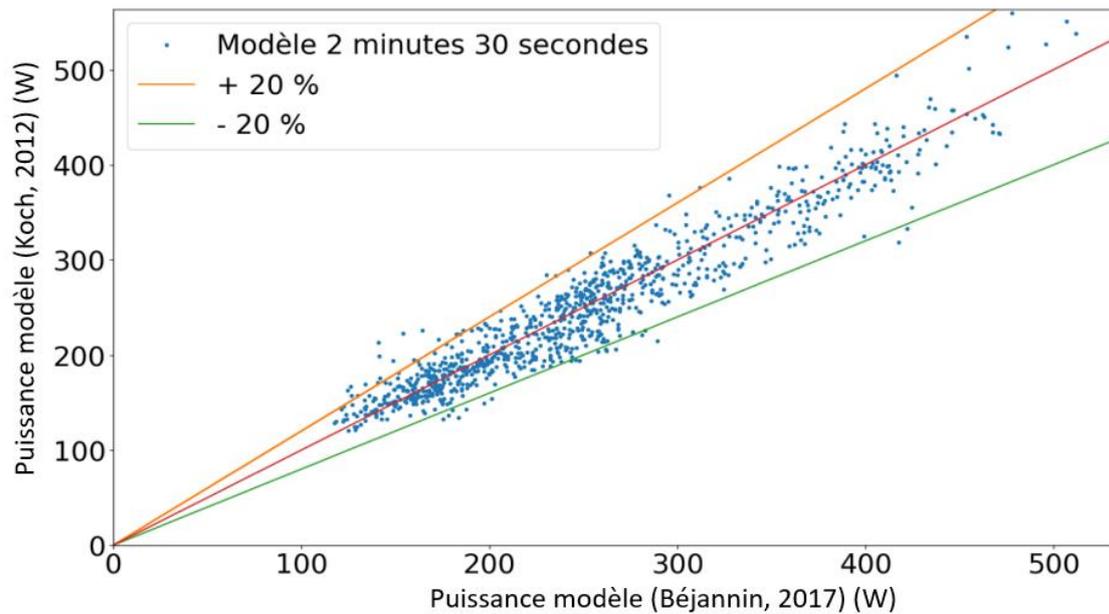


Figure 37: Comparaison des appels de puissance pour le modèle Koch et de (Bèjannin, 2017) - pas de temps de 2 minutes 30 secondes

96 % des puissances calculées se situent à moins de 20 % d'écart de la courbe de référence. Ce modèle est satisfaisant pour faire les simulations dont nous avons besoin (optimisation du pilotage au niveau d'un parc de logements équipés de CEEA).

En nous basant sur les coefficients de corrélations calculés sur les puissances, nous concluons qu'il est justifié de retenir le modèle (Bèjannin, 2017) avec un pas de temps de 2 minutes et 30 secondes. En effet, il présente le R^2 le plus élevé (parmi les différents pas de temps testés) et a un coût de calcul six fois inférieur au modèle de référence.

Enfin, afin de s'assurer de la validité de ce modèle, la Figure 38 présente l'histogramme des écarts entre la courbe de charge de référence et celle obtenue par le modèle (Bèjannin, 2017) avec un pas de temps de simulation de 2 minutes 30 secondes. Ils sont quasi-normalement distribués autour de 0.

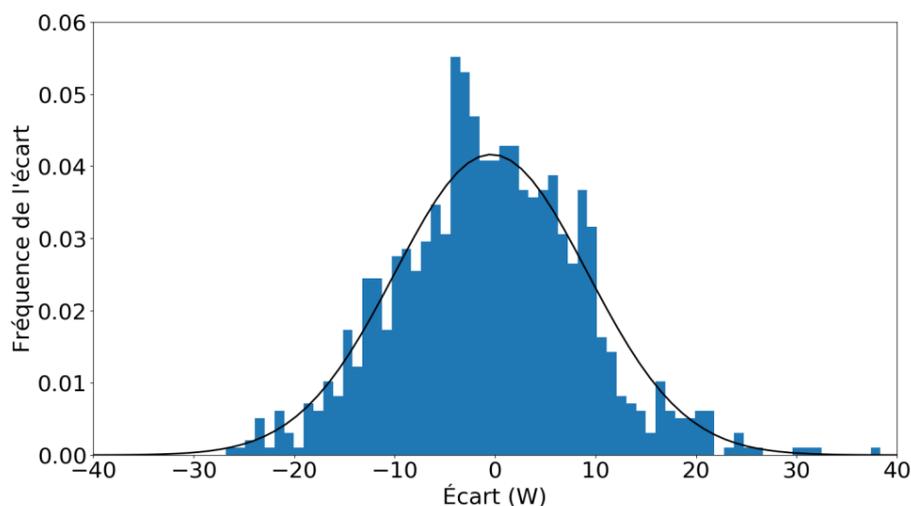


Figure 38: Distribution des écarts entre le modèle Koch et le modèle (Bèjannin, 2017) à un pas de temps de 2 minutes et 30 secondes

Ainsi, l'erreur commise pour représenter un parc de CEEA de 300 litres nous semble acceptable au regard des objectifs de simulations et d'optimisation. Le modèle (Béjannin, 2017) sera utilisé pour des ballons de taille variable car le modèle de ballon ne dépend pas de son volume.

L'étude des CEEA ainsi que de l'optimisation du parc passe par une modélisation. Nous nous sommes basés sur la plateforme numérique Smart-E (Berthou et al. 2015) pour y implanter des modèles de CEEA adaptés aux objectifs de cette thèse. La Figure 39 présente la courbe de charge du modèle au pas de temps 2 minutes 30 pour un parc de plus de 4000 logements tous équipés de CEJ durant 2 journées de semaine ordinaires en janvier. Le puisage moyen à 40 °C par habitant est affiché en violet.

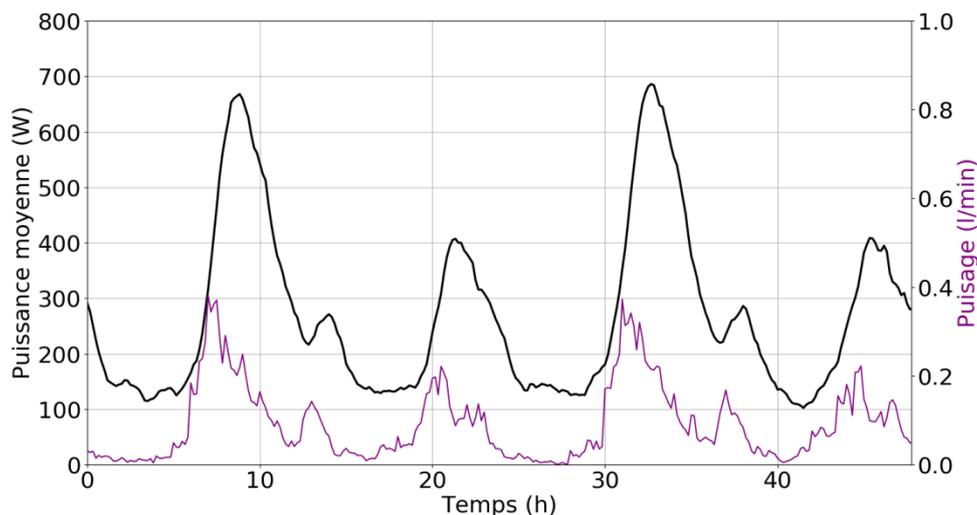


Figure 39: Courbe de charge agrégée d'un parc représentatif de plus de 4000 logements tous équipés de CEJ modélisés avec (Béjannin, 2017) pour deux journées ordinaires de janvier

En moyenne, chaque CEJ consomme 6,49 kWh par jour d'électricité (ce qui correspond à une consommation quotidienne d'environ 71 GWh au niveau national – en prenant 43 % de logements équipés de CEEA en France, soit un peu plus de 11 millions). Cette consommation varie en fonction du mois de l'année à cause des coefficients de répartition mensuelle des volumes puisés (voir le chapitre « Création du parc représentatif »). Elle est présentée pour les 12 mois dans le Tableau 15. Il est à noter qu'elle varie également à cause de la température d'eau froide. Pour ce qui est des pertes thermiques, la consigne de température étant la même selon le mois de l'année, elles sont quasi-identiques (2kWh/j) quelle que soit la saison.

Tableau 15: Consommation énergétique quotidienne moyenne selon le mois pour un parc de CEJ

Mois	janv	fév	mars	avr	mai	juin	juil	août	sept	oct	nov	déc
Consommation moyenne (kWh/j)	6,5	6,6	6,5	6,0	5,9	5,2	4,6	4,1	4,5	4,9	5,4	5,8

La simulation d'une journée prend approximativement 1 minute, ce qui permet d'envisager sereinement la mise en œuvre d'un algorithme d'optimisation sur un horizon de plusieurs heures.

Ce travail a fait l'objet d'un article pour la conférence Building Simulation and Optimization 2018 (septembre 2018) décrivant la validation de ce modèle et deux pilotages possibles du parc de CEEA (voir en annexe).

3) Modélisation du chauffe-eau thermodynamique

Après avoir modélisé un ballon d'eau chaude à effet Joule, nous avons recherché une modélisation d'un système thermodynamique. Aujourd'hui, près de 10 % des CEEA présents en France sont de type thermodynamique (RTE 2015). La modélisation de ces ballons doit être faite pour deux raisons :

- Afin de modéliser de la façon la plus réaliste la diversité des CEEA.
- Afin de tester les stratégies d'optimisation sur un parc futur composé d'une part plus importante de CET.

Comme cela a été expliqué dans le chapitre « Création du parc représentatif », les CET modélisés dans cette thèse seront uniquement sur air extérieur.

a) Description du modèle

Par homogénéité avec le premier modèle conçu, nous avons donc bâti un modèle combinant une pompe à chaleur et un modèle de ballon qui est basé sur le modèle de CEEA (s'y ajoute l'échangeur de chauffe provenant du condenseur de la pompe à chaleur). L'unique différence qui existe entre le modèle de ballon d'eau chaude électrique et celui d'un CET réside dans le terme de puissance injecté : P . Au lieu d'une puissance injectée directement dans deux couches, il s'agit d'un échangeur venant d'une pompe à chaleur (PAC) en contact avec plusieurs couches ; s'ajoute un appoint électrique. Concrètement, le condenseur est situé à l'extérieur du ballon et échange thermiquement avec celui-ci sur une surface importante de sa partie basse. Un appoint électrique est situé juste au-dessus de l'échangeur et fonctionne lorsque la PAC ne peut chauffer l'eau (généralement parce que la température extérieure est trop faible). La Figure 40 présente un schéma type de CET. L'échangeur est visible sur la moitié inférieure du ballon.

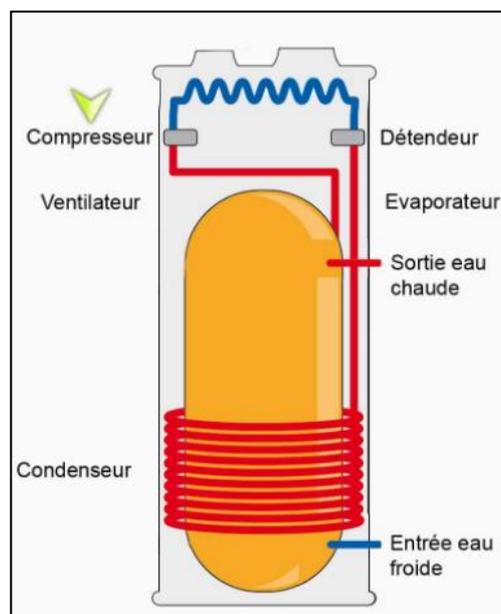


Figure 40: Schéma d'un chauffe-eau thermodynamique (geothermique-normandie.fr) - l'appoint électrique n'est pas représenté

Pour modéliser le CET, nous allons donc ajouter un modèle de pompe à chaleur (PAC) au modèle de ballon déjà existant. Le modèle de PAC doit être simple à paramétrer (valeurs constructeurs) et réaliste (prise en compte des températures de source). Pour nos besoins, le modèle de PAC doit être simple à paramétrer (valeurs par défaut)

et réaliste (prise en compte des températures de source). Nous avons retenu celui de ConsoClim (Morisot et al. 2004) développé au Centre Efficacité énergétique des Systèmes (CES, Mines ParisTech) qui a l'avantage d'être facilement paramétrable par utilisation de coefficients par défaut et de permettre de créer de la diversité dans les performances des PAC en faisant varier les valeurs nominales facilement connues. Ce modèle est présenté Équation 9. Grâce à ce modèle, les puissances électriques (qui donne la consommation) et thermiques (avec laquelle le coefficient de performance (COP) peut être obtenu) sont obtenues à partir des températures extérieure et de fluide dans le condenseur. Les variables « nominales » sont connues et correspondent aux résultats d'essais normatifs pour des températures d'air extérieur et de fluide données. La température du fluide T_f correspond à la température dans l'échangeur. Il est à noter que nous ne modéliserons pas le fonctionnement à charge partielle de la PAC car l'étude des CET existants montre qu'ils fonctionnent à pleine charge (la vitesse variable est une option qui devrait se développer dans l'avenir).

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

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

Équation 9: Modèle de pompe à chaleur ConsoClim

Les variables présentes dans l'Équation 9 sont :

- 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)

Afin d'obtenir un modèle simplifié, une relation a été cherchée entre la température de fluide dans le condenseur (T_f) et celle de l'eau dans le CEEA (au niveau de l'échangeur uniquement) (T_{eau}). Dans (Deutz et al. 2016), l'auteur valide un modèle de CET détaillé. Ces données nous ont été communiquées. Il y a 3 groupes de données récupérées : un pour une température d'air extérieur de 7 °C, un pour 10 °C et le dernier pour 15 °C. Grâce à ces valeurs expérimentales qui ne peuvent être communiquées dans notre document, l'Équation 10 affiche la corrélation obtenue entre les deux températures. Les températures sont données en degrés Celsius. Ce résultat n'est obtenu qu'avec les données d'un seul CET mais ce sont les seules données expérimentales connues.

$$T_f = 0,004 * T_{eau}^2 + 0,567 * T_{eau} + 12,477$$

Équation 10: Corrélation expérimentale entre la température de fluide dans le condenseur (T_f) et celle de l'eau dans le ballon au niveau de l'échangeur (T_{eau})

La Figure 41 présente le résultat de cette corrélation. L'axe des abscisses correspond à la température d'eau au niveau de l'échangeur. En noir est affichée la courbe $x=y$; en vert les températures de l'échangeur obtenues par Deutz ; et en rouge la corrélation. Le coefficient de corrélation est de 0,997. La courbe $x=y$ est affichée afin de vérifier que la température de fluide n'est jamais inférieure à celle de l'eau (la Figure 42 affiche un zoom pour des valeurs de T_{eau} variant entre 48 °C et 55 °C afin de constater que T_f n'est jamais inférieure à T_{eau}).

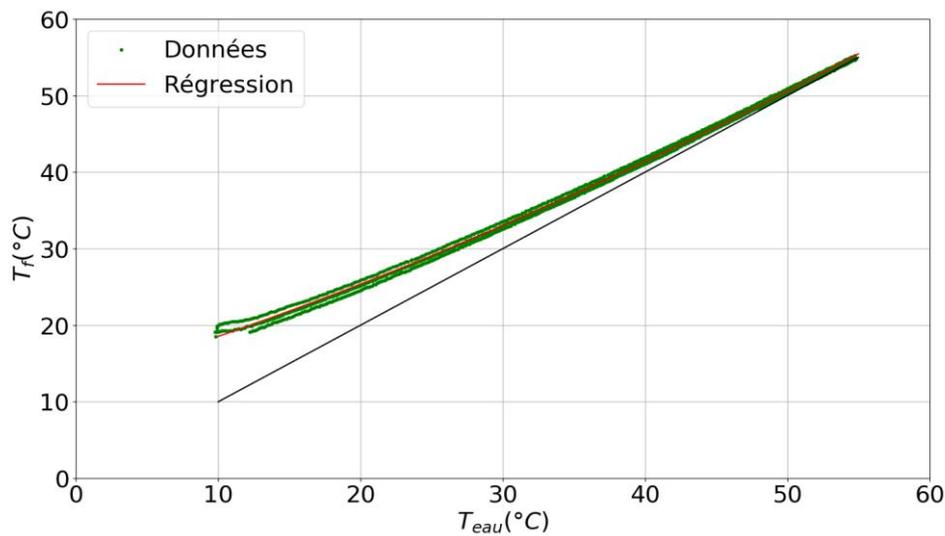


Figure 41: Résultats de la corrélation comparés aux valeurs expérimentales

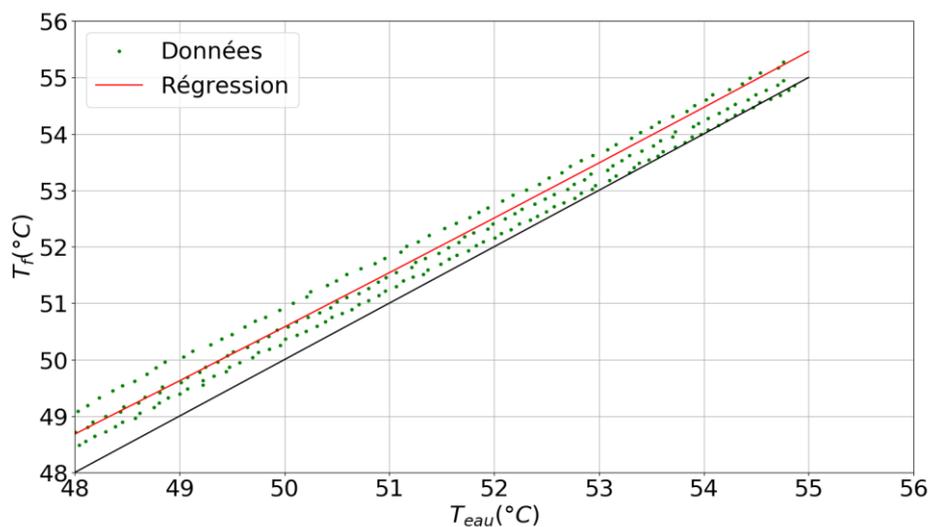


Figure 42: Résultats de la corrélation comparés aux valeurs expérimentales pour des valeurs de T_{eau} comprises entre 48 °C et 55 °C

Enfin, une dernière étape reste à mettre en place afin de définir entièrement le modèle de CET : la puissance thermique injectée par la PAC n'est pas la même en tout point de l'échangeur. En effet, elle dépend de la surface en contact avec chacune des couches, mais également de la différence de température entre l'eau et le fluide. Ainsi, afin de répartir le flux, on calcule d'abord la part que représente la surface en contact avec l'échangeur pour chacune des couches par rapport à la surface totale de contact. Dans le modèle de Deutz (2016), le ballon mesure 1.30 m de hauteur et l'échangeur 60 cm (avec 52 bobines). Cependant, l'échangeur n'est pas en contact avec le fond du ballon, il se situe 13 cm au-dessus, et se termine donc à 73 cm de la partie inférieure du ballon. Ainsi, la répartition de la surface d'échange est présentée Tableau 16.

Tableau 16: Répartition de la surface en contact avec l'échangeur pour chacune des couches

Couche	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Surface en contact (m ²)	0	0	0	0	0,0094	0,235	0,235	0,235	0,235	0,024
Part de la surface (%)	0	0	0	0	0,97	24,14	24,14	24,14	24,14	2,47

De plus, on calcule l'écart de température entre le condenseur (température constante le long de l'échangeur) et chacune des couches. De la même manière que pour la surface, on calcule le pourcentage que représente l'écart pour la couche étudiée par rapport à la somme de tous les écarts.

Si l'on nomme ΔT_i et S_i respectivement l'écart de température et la surface de contact entre le condenseur et le ballon pour chacune des couches i , la part de puissance injectée P_i à chaque couche (pour une puissance totale P) est donnée par l'Équation 11.

$$P_i = \frac{\Delta T_i * S_i}{\sum \Delta T_i * S_i} * P$$

Équation 11: Répartition de la puissance dans un CET pour chacune des couches

Ainsi, la puissance sera injectée par couche en fonction de la surface en contact mais également de l'écart de température.

Le modèle de CET est totalement défini. Il ne reste plus qu'à obtenir les valeurs des coefficients a_1 , a_2 , b_1 , b_2 et b_3 afin d'avoir un modèle validé et réaliste.

b) Validation du modèle

Maintenant que l'on peut obtenir T_f directement en fonction de T_{eau} , il reste à trouver les valeurs des coefficients a_1 , a_2 , b_1 , b_2 et b_3 (Équation 9). Pour ce faire, nous utilisons également les données de Deutz. Les puissances nominales thermique et électrique sont respectivement de 1400 W et 450 W (donc avec un COP nominal égal à 3,11), pour des températures extérieures et de fluide respectivement de 7 °C et 45 °C. Voici les valeurs obtenues des 5 coefficients par identification sur les données de Deutz :

- $a_1 = 0.044$
- $a_2 = -0.0046$
- $b_1 = 0.98$
- $b_2 = -7.25$
- $b_3 = 20.61$

Les coefficients de corrélation entre l'Équation 9 les données pour la puissance thermique et le COP sont respectivement de 0,95 et 0,94. Les Figure 43 et Figure 44 présentent les courbes obtenues par l'Equation 8 (rouge) et les données tirées de Deutz (vert). Les 3 groupes de données correspondent aux 3 différentes températures extérieures lors des simulations (7 °C, 10 °C et 15 °C). Plus la température extérieure est faible, plus la puissance thermique et le COP sont faibles.

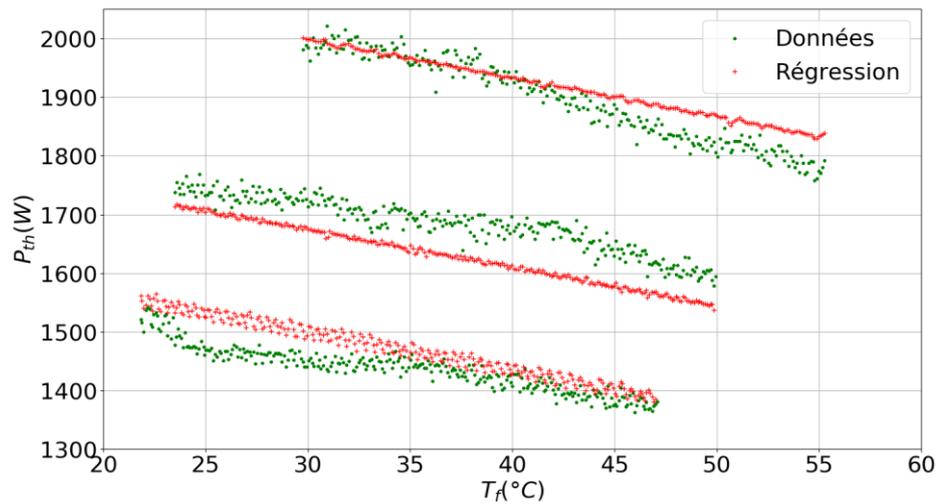


Figure 43: Puissance thermique en fonction de la température dans l'échangeur - Comparaison modèle données de Deutz

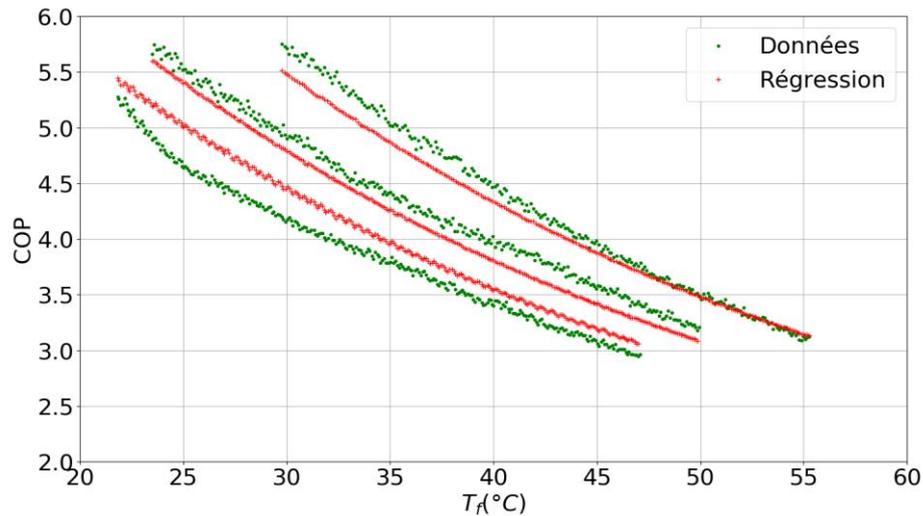


Figure 44: COP en fonction de la température du condenseur - Comparaison modèle données de Deutz

Comme dit précédemment, la puissance thermique nominale et le COP nominal sont respectivement égaux à 1400 W et 3,11 (cela est visible sur les Figure 43 et Figure 44 pour une température extérieure de 7 °C (courbes les plus basses) et une température dans l'échangeur T_f de 45 °C).

Afin d'obtenir un modèle réaliste, il faut définir une régulation pour le fonctionnement de la PAC et de l'appoint au sein du CET. Le CET peut chauffer uniquement grâce à la PAC, uniquement grâce à l'appoint électrique, ou encore grâce aux deux – c'est le mode « boost ». Le mode de fonctionnement dépend de la température extérieure (on ne peut faire fonctionner la PAC pour des températures trop basses) mais également de la température de l'eau dans le CEEA (la PAC ne peut chauffer l'eau à des températures trop élevées). Pour ce faire, Viessman, propose un schéma représenté Figure 45. La surface bleue correspond au domaine de fonctionnement de la PAC, celle en orange au fonctionnement en mode « boost » (c'est-à-dire lorsque la PAC et l'appoint fonctionnent ensemble) et le reste à celui de l'appoint. T_{ext} et T_{eau} correspondent respectivement à la température d'air extérieur et à la température de l'eau dans le ballon au niveau de l'échangeur. La PAC ne peut fonctionner pour des températures d'air extérieur inférieures à -8 °C. Enfin, dès lors que la température de l'eau au niveau de l'échangeur est inférieure à 30 °C (et que la température d'air extérieur est supérieure à -8 °C), l'appoint se met en route : c'est le mode « boost ». Enfin, et cela n'est pas affiché sur la Figure 45 mais la PAC ne fonctionne pas pour des températures d'air extérieur supérieures à 40 °C. À noter : l'appoint délivre une

puissance 2 fois moins importante que dans un CEJ de même taille (par soucis de réduction de la consommation électrique).

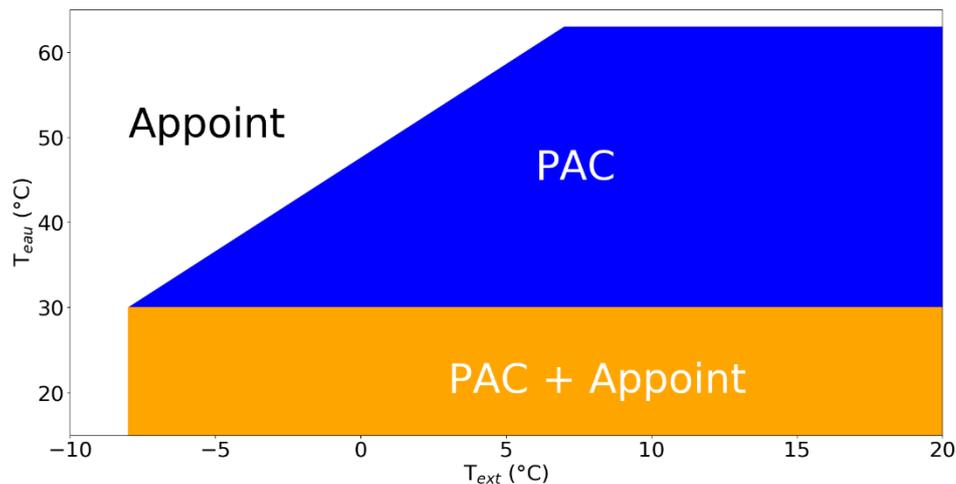


Figure 45: Fonctionnement de la PAC et de l'appoint (Viessman)

La diversité des COP du parc représentatif permet de créer de la diversité au sein des CET : la puissance électrique nominale est fixée à la valeur du CET de Deutz (proportionnellement au volume du CEEA), tandis que la puissance thermique nominale est le produit de cette puissance électrique nominale et du COP nominal (obtenu par distribution normale présentée Figure 20).

Pour ne pas laisser le CET chauffer l'eau à une température trop élevée si l'appoint fonctionne (et non la PAC), la sonde dans le modèle a été placée sur la 4^{ème} couche (en partant du haut du CEEA) car l'appoint est situé sur les couches n° 4 et n° 5. En effet, la couche n° 5 étant en contact avec la couche n° 6 (située au niveau de l'échangeur, sous l'appoint, et donc pas chauffée), elle a une température plus basse que la couche n° 4.

Afin de présenter (et de vérifier) les différents modes de fonctionnement des CET d'un parc représentatif, 3 simulations ont été effectuées :

- Au mois de juillet (température extérieure supérieure à 16 °C).
- Au mois de janvier (température extérieure autour de 7 °C).
- Au mois de janvier "fictif" (température extérieure diminuée de 20 °C), afin d'observer un parc de CET fonctionnant principalement uniquement avec l'appoint électrique.

Pour ces simulations, le parc représentatif est entièrement composé de CET. Même si ce parc est artificiel et n'est pas représentatif du parc français (les logements collectifs ne sont pas actuellement équipés de CET), il illustre l'effet de la régulation interne aux CET au niveau d'un parc.

- Mois de juillet :

Le choix du fonctionnement de la PAC ou de l'appoint dépendant directement de la température de l'eau au niveau de l'échangeur et de la température extérieure, les Figure 47 et Figure 46 les présentent : T_{ext} et T_{eau} . Enfin, la Figure 48 affiche la part de CET en fonctionnement (parmi l'ensemble des CEEA présent dans le parc). Les 3 fonctionnements possibles des CET à tout instant sont présentés : la part qui fonctionne sur PAC, celle avec l'appoint et celle en mode « boost ». Les simulations ont été effectuées sur 2 journées ordinaires (en semaine). T_{eau} est une moyenne des températures des couches concernées par l'échangeur (les couches 5 à 9 dans le modèle (Béjannin, 2017)).

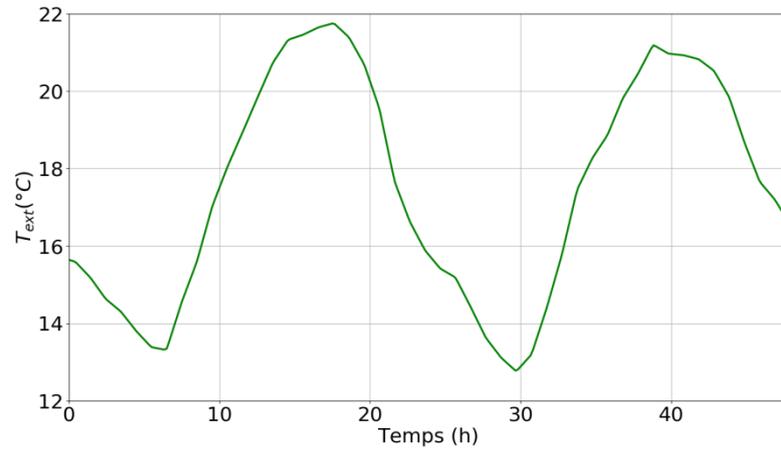


Figure 46: Température extérieure moyenne pour deux journées ordinaires de juillet

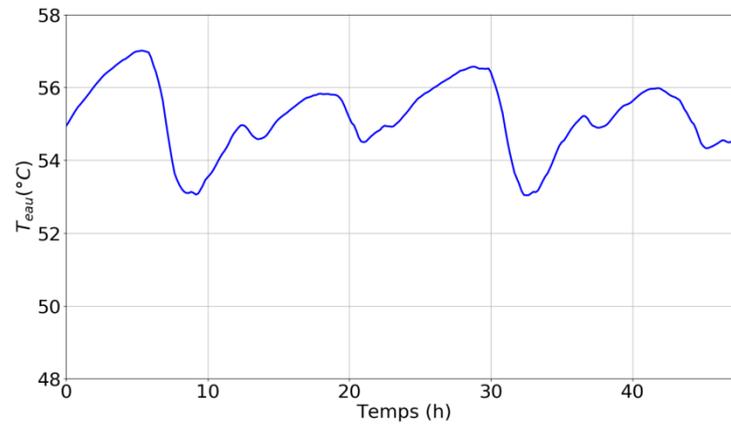


Figure 47: Température d'eau au niveau de l'échangeur (moyenne sur l'ensemble des logements) pour deux journées ordinaires de juillet

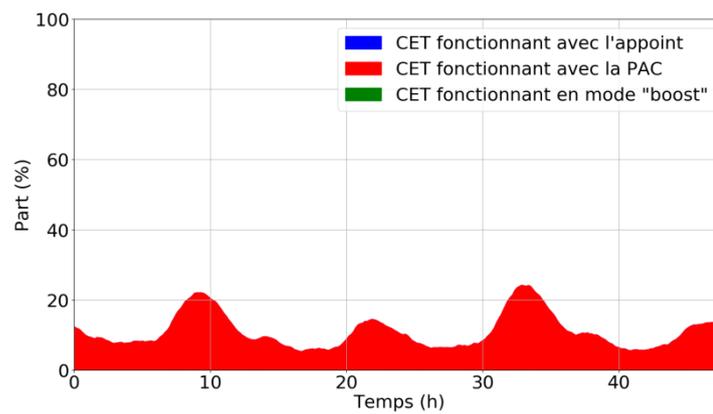


Figure 48: Part des CET fonctionnant grâce à la PAC pour deux journées ordinaires de juillet

Ainsi, les températures extérieures étant élevées (supérieures à 7 °C en tout cas), les CET fonctionnent à tout instant avec la PAC. La température d'eau moyenne au niveau de l'échangeur n'est jamais inférieure à 30 °C, le mode « boost » n'est donc jamais activé.

- Mois de janvier :

Durant ces 2 journées ordinaires du mois de janvier, certains logements (de la zone H1_c) sont soumis à des températures extérieures inférieures à 0 °C et d'autres (principalement de la zone H2_c) à des températures extérieures supérieures à 15 °C, comme le montre la Figure 49 où les températures de chacune des huit régions calibrant la France métropolitaine sont représentées.

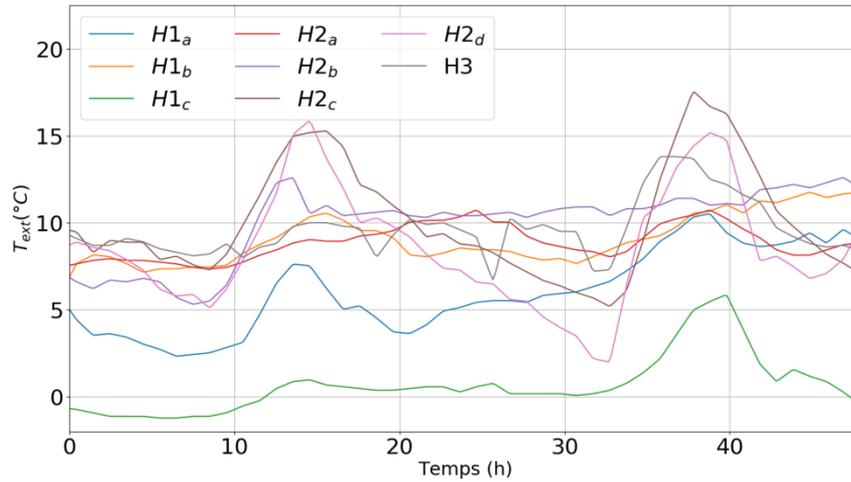


Figure 49: Température extérieures des 8 régions de France lors de deux journées ordinaires de janvier

L'ensemble de ces températures extérieures donne une température extérieure moyenne (T_{ext}) affichée Figure 50. De plus la température d'eau dans le CET au niveau de l'échangeur (T_{eau}) est présentée Figure 51 ainsi que la part des CET fonctionnant sur la Figure 52.

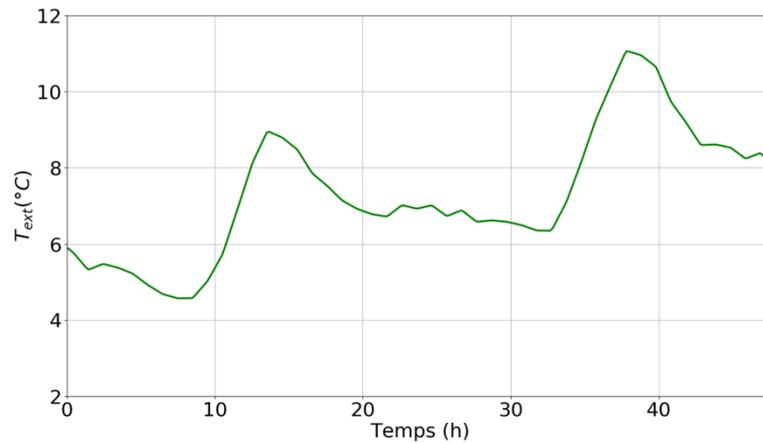


Figure 50: Température extérieure moyenne pour deux journées ordinaires de janvier

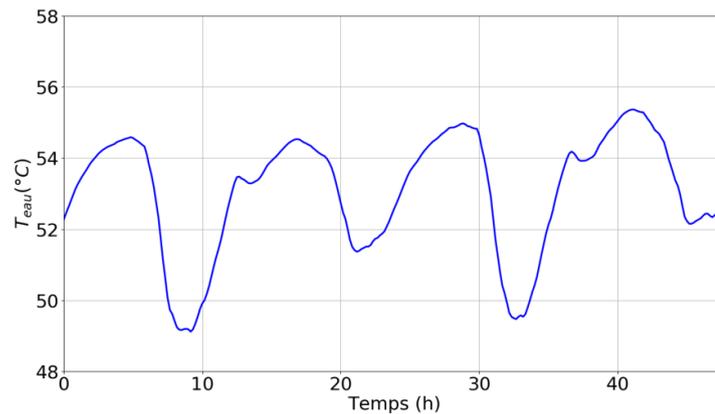


Figure 51: Température d'eau au niveau de l'échangeur (moyenne sur l'ensemble des logements) pour deux journées ordinaires de janvier

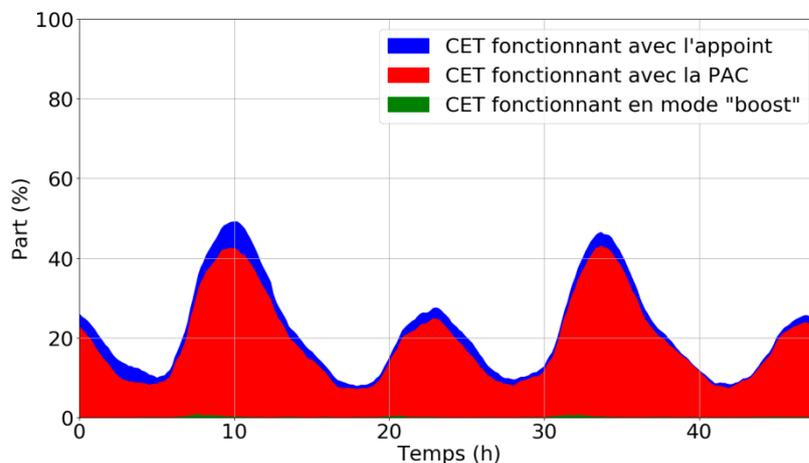


Figure 52: Part des CET fonctionnant grâce à la PAC pour deux journées ordinaires de janvier

Ainsi, la majorité des CET fonctionnent encore sur PAC malgré des températures plus faibles qu'en juillet. Le bandeau représentant les CET fonctionnant avec l'appoint doit être principalement composé de logements situés dans la région H1_c (région ayant la plus faible température extérieure d'après la Figure 49). Il est à noter également que la part de CET fonctionnant (avec la PAC ou l'appoint) est plus élevée que lors du mois de juillet. Cela s'explique par le fait que la température d'eau froide est plus faible en janvier qu'en juillet. De plus, la PAC est moins puissante pour des températures extérieures plus faibles. L'eau du ballon met ainsi plus de temps à être chauffée. Enfin, une dernière remarque porte sur la température d'eau au niveau de l'échangeur. Celle-ci semble plus faible que lors du mois de juillet. Cela s'explique par la part de CET fonctionnant avec l'appoint. Celui-ci étant situé au-dessus de l'échangeur, il ne chauffe pas la partie basse du ballon. Les CET ne fonctionnant qu'avec l'appoint ne chauffent ainsi que la moitié du CEEA (comme le montre le paragraphe suivant).

- Mois de janvier avec la température extérieure diminuée de 20 °C :

Afin d'observer le fonctionnement des CET avec des températures empêchant la PAC de fonctionner, la température de chacune des 8 régions de France métropolitaine a été diminuée de 20 °C. Ainsi, à tout instant, la température des 8 régions est inférieure à -8 °C (exceptées les régions H2_c, H2_d et H3 qui ont une température légèrement supérieure à -8 °C vers les 15^{ème} et 39^{ème} heures de la simulation – comme le montre la Figure 53). La température d'eau froide de chacune des régions n'a pas été modifiée.

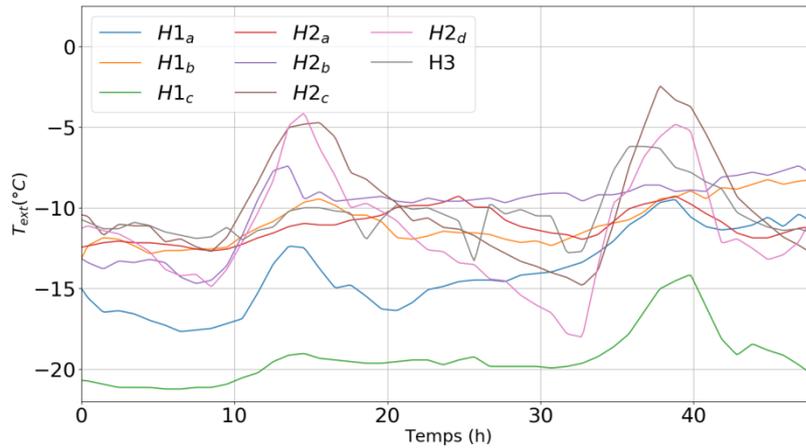


Figure 53: Températures extérieures des 8 régions de France diminuées de 20 °C lors de deux journées ordinaires de janvier

La Figure 54 présente respectivement T_{eau} durant les 2 jours de la simulation. Il n'est pas nécessaire de montrer la température extérieure moyenne T_{ext} puisque tous les logements sont soumis à des températures extérieures inférieures à -8 °C (sauf H2_c, H2_d et H3 durant 2 heures comme expliqué précédemment).

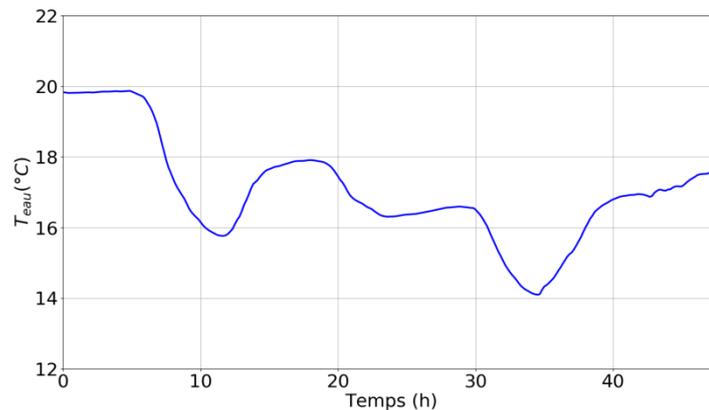


Figure 54: Température d'eau au niveau de l'échangeur (moyenne sur l'ensemble des logements) pour deux journées ordinaires de janvier dont la température extérieure a été diminuée de 20 °C

La température moyenne au niveau de l'échangeur est très faible (Figure 54). C'est pour la même raison que cette température est plus faible en janvier qu'en juillet : lorsqu'un CET fonctionne avec l'appoint, il ne chauffe que la moitié supérieure du CEEA. Dans le cas présent, la majorité des CET fonctionne tout le temps avec l'appoint (voir Figure 56). Pour mieux se rendre compte de ce phénomène, la Figure 55 présente la température moyenne des ballons pour chacune des 10 couches.

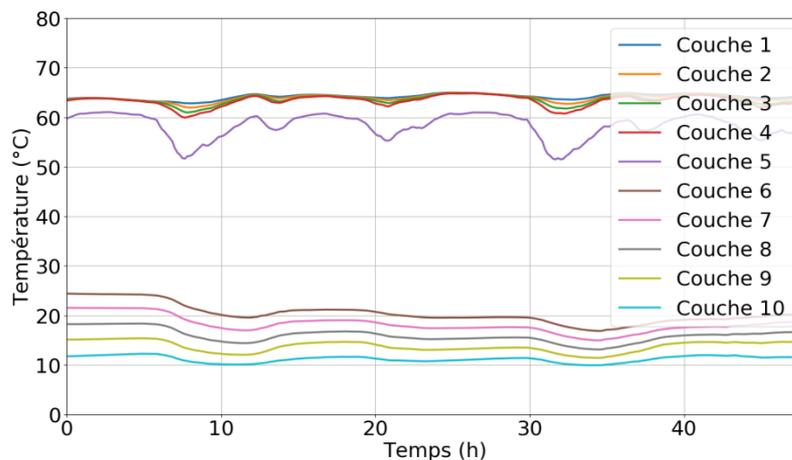


Figure 55: Température moyenne des ballons pour les 10 couches des CET (dans le cas de deux journées ordinaires d'un mois de janvier dont la température extérieure a été diminuée de 20 °C)

Les couches sur lesquelles l'appoint a un impact sont donc toutes les couches situées au-dessus de la couche n°5 pendant que les couches situées en dessous se refroidissent à cause des pertes thermiques et de l'arrivée d'eau froide lors des soutirages. De plus, la Figure 56 affiche la part de CET fonctionnant à chaque instant durant la simulation, ainsi que la part de CET fonctionnant avec la PAC.

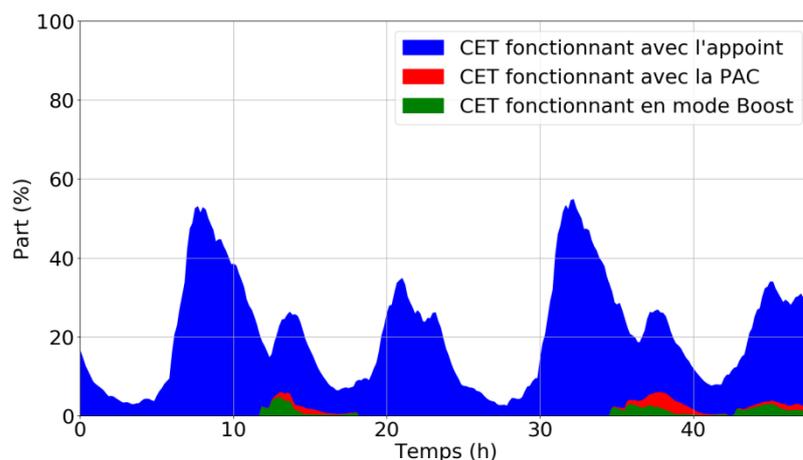


Figure 56: Part des CET fonctionnant grâce à la PAC pour deux journées ordinaires de janvier (dont la température extérieure a été diminuée de 20 °C)

Ainsi, comme on pouvait s'y attendre, l'ensemble des CET ne fonctionne qu'avec l'appoint la majorité du temps (car chacune des températures extérieures des 8 régions est inférieure à -8 °C presque à tout instant). Cependant, aux alentours des 15^{ème} et 39^{ème} heures de simulation, certains CET fonctionnent avec la PAC. Ce sont des logements situés dans les régions H2_c, H2_d ou H3 (car la température extérieure y est supérieure à -8 °C). La majorité d'entre eux sont en mode « boost » car lorsque l'appoint fonctionne seul, l'eau au niveau de l'échangeur n'est pas chauffée.

De plus, la part de CET en fonctionnement est moins étendue (dans le temps) que pour le mois de janvier classique. Ceci est dû au fait que les CET fonctionnent avec l'appoint, permettant un temps de chauffe plus rapide qu'avec la PAC.

c) Simulation d'un parc fictif composé uniquement de CET

Toujours dans le but de présenter le fonctionnement et la consommation des CET, le même parc fictif de plus de 4000 logements entièrement équipés de CET est modélisé dans ce paragraphe. Les simulations ont été effectuées

sur 4 mois différents de l'année afin de présenter l'impact de la température extérieure sur la courbe de charge (en prenant en compte également l'impact des coefficients de répartition mensuelle des volumes puisés, voir « Création du parc représentatif »). Ainsi, les Figure 57 et Figure 58 affichent respectivement la température extérieure moyenne et la courbe de charge pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre sur deux journées de semaine ordinaires. Le soutirage moyen non corrigé des effets de saisonnalité est en violet.

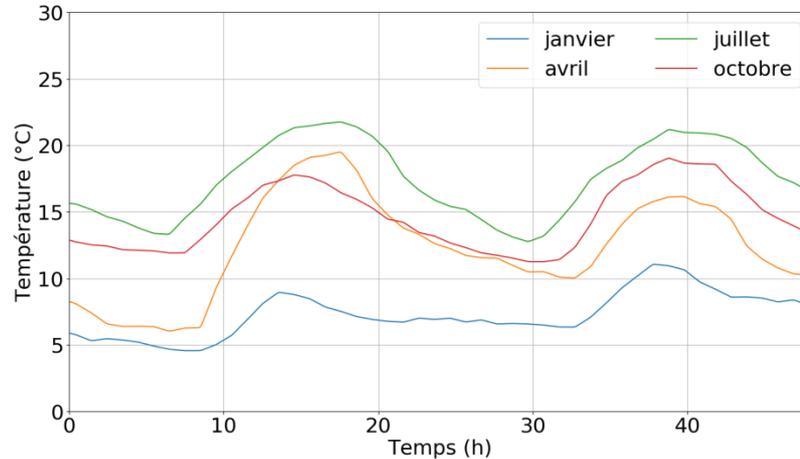


Figure 57: Températures extérieures moyennes pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre sur deux journées

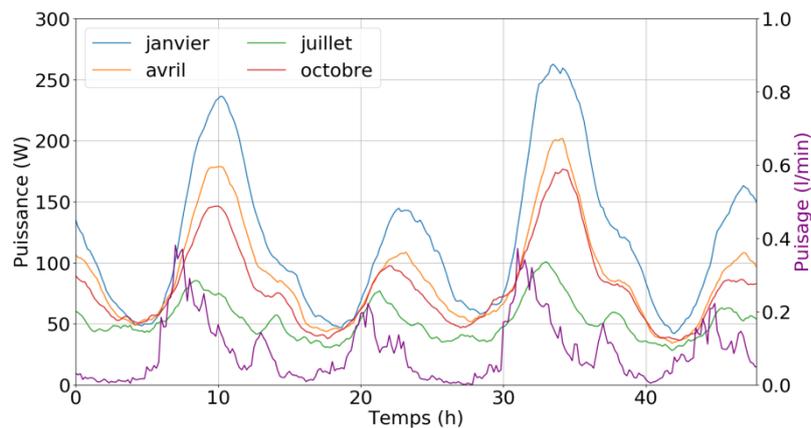


Figure 58: Courbes de charge agrégées moyennes pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre sur deux journées

Bien entendu, le COP varie également avec le mois de l'année du fait de la température extérieure. La Figure 59 présente les COP moyens et leur écart-type. Le COP moyen est plus faible avec des températures basses (janvier) et l'écart-type plus important en janvier en raison de l'écart entre les températures extérieures des différentes régions (voir la Figure 53). Pour expliquer cela, la Figure 60 affiche l'écart-type (variation spatiale) des températures extérieures moyennes des logements dont le CET est en fonctionnement pour les mois de janvier et de juillet. Cet écart-type est plus faible en juillet qu'en janvier (moindre disparité entre les régions), ce qui explique l'écart-type du COP moyen plus faible.

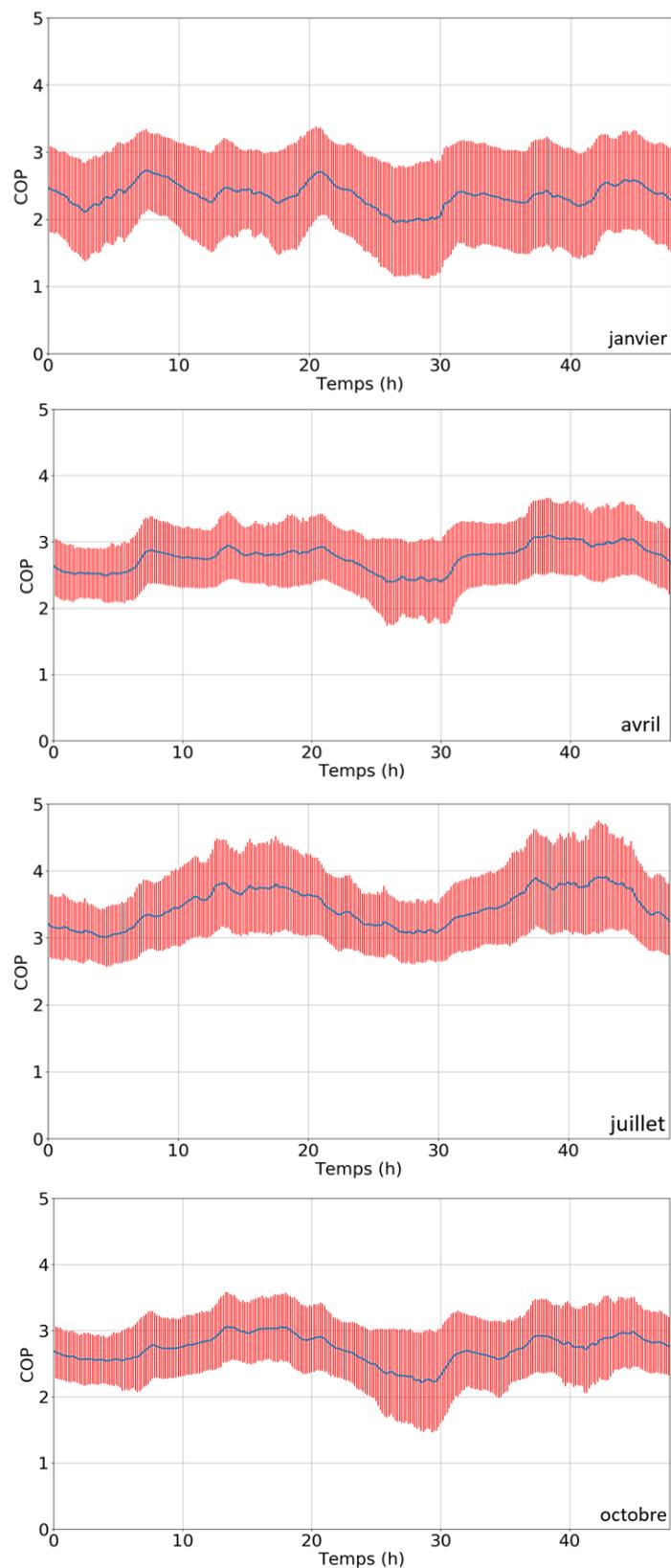


Figure 59: COP moyen avec l'écart-type selon les logements du parc représentatif pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre

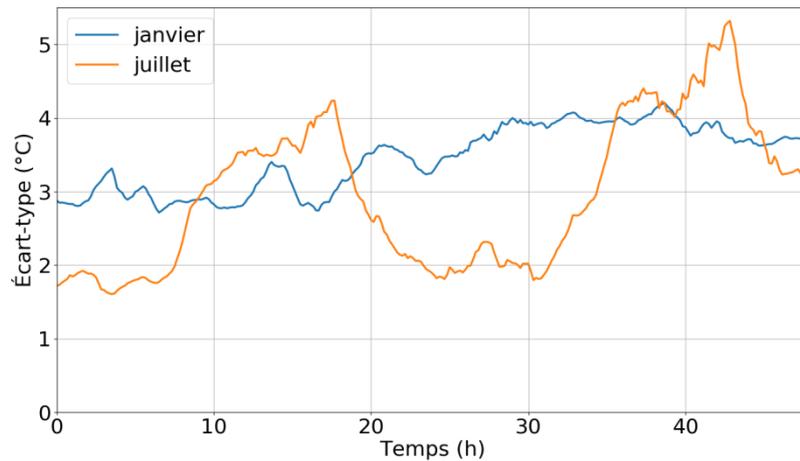


Figure 60: Écart-type des températures extérieures moyennes des logements dont le CET est en fonctionnement pour les mois de janvier et de juillet lors de deux journées ordinaires

Enfin, en matière d'énergie, la Figure 61 présente la consommation énergétique quotidienne moyenne par logement pour chaque mois de l'année. Ainsi, en moyenne, un CET consomme jusqu'à plus de 2 fois moins d'électricité en été qu'en hiver (en moyenne au niveau national). Ce résultat prend en compte à la fois la différence de température extérieure et la variation mensuelle des volumes puisés.

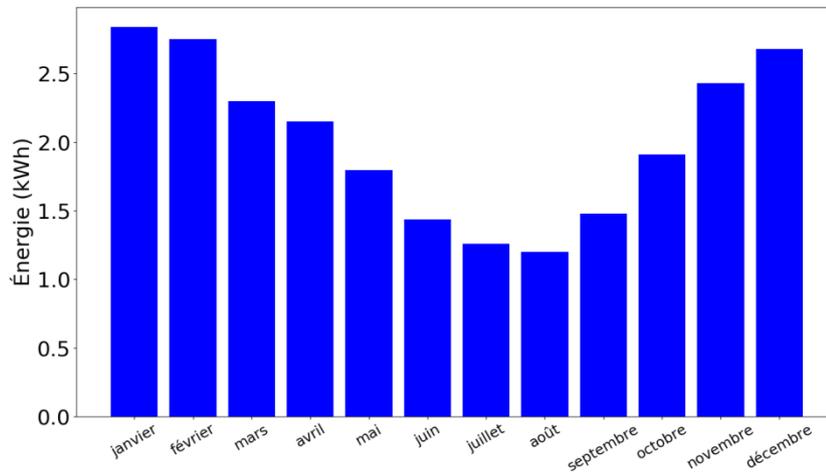


Figure 61: Énergie quotidienne moyenne consommée par un logement équipé d'un CET selon le mois de l'année

4) Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis de proposer un modèle de CEEA qui répond au cahier des charges en termes de facilité de paramétrage et de temps de calcul. En effet, le pas de temps de simulation de 2 minutes 30 secondes permet de simuler un parc de plus de 4000 CEEA en moins d'une minute (pour une simulation d'une journée). Ainsi, les nombreuses simulations qui seront effectuées par l'algorithme d'optimisation prendront un temps raisonnable. De plus, le modèle permet une simulation fiable de la température de soutirage (permettant d'évaluer l'inconfort des utilisateurs), la puissance électrique (afin d'observer la courbe de charge) ainsi que l'énergie consommée. Deux modèles de CEEA ont été développés : un de CEJ et un de CET afin de représenter la diversité du parc (et de simuler des parcs théoriques composés d'une part plus importante de CET). Cependant, le modèle de CET n'a été validé que sur les données d'un seul CEEA. Cela peut créer un biais dans la représentativité du parc de CET. Le parc de CEEA proche de la réalité comporte environ 9,5 % de logements équipés de CET (RTE 2015). Ce ne sont que des logements individuels et les plus récents sont choisis en priorité. La Figure 62 affiche la courbe de charge du parc de 4000 logements constitué au mois de janvier.

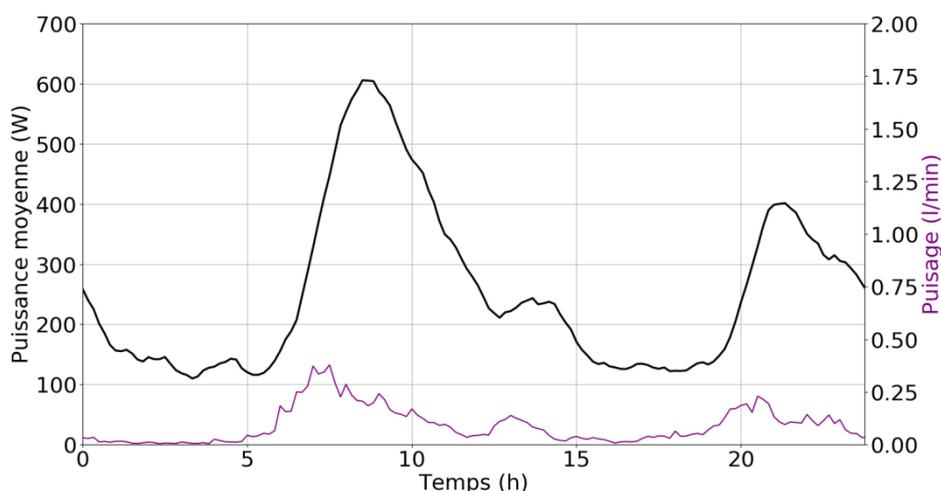


Figure 62: Courbe de charge agrégée du parc représentatif de plus de 4000 logements dont 9,5 % sont équipés de CET pour une journée ordinaire de janvier

En matière d'énergie, ce parc représentatif présente une consommation quotidienne moyenne par logement en janvier en ECS de 6,40 kWh (ce qui correspond à une consommation énergétique de plus de 70 GWh au niveau national). Les pertes thermiques représentent plus de 30 % de la consommation totale (1,99 kWh en moyenne par logement par jour en janvier) parmi les logements équipés de CEJ. Cette valeur est en accord avec les données obtenues dans le chapitre « Création du parc représentatif » pour un volume moyen de 195 litres. La consommation énergétique varie principalement selon le mois de l'année à cause de la saisonnalité des puisages et de la variation de la température d'eau froide. Les températures extérieures n'ont pas un impact significatif ; le parc de CEEA n'étant composé que de 9,5 % de logements équipés de CET. Le Tableau 17 présente la consommation quotidienne moyenne par logement (E_{moy}) selon le mois de l'année. Les pertes thermiques ne dépendent pas du mois de l'année et sont constantes à environ 2 kWh par logement par jour.

Tableau 17: Énergie moyenne par logement par jour consommée pour les besoins ECS dans le parc national représentatif

Mois	janv	fév	mars	avr	mai	juin	juil	août	sept	oct	nov	déc
E_{moy} (kWh)	6,14	6,21	5,89	5,59	5,08	4,58	4,03	3,68	4,36	4,89	5,48	5,98

En comparant les Figure 58 et Figure 62; le pic de consommation lié aux besoins en ECS pourrait être réduit de 600 W à 250 W par une généralisation des CET (pour une journée ordinaire au mois de janvier). Cela correspond à une réduction de plus de 3,8 GW au niveau national. En termes d'énergie électrique, le parc constitué

Chapitre 2

Modèle du chauffe-eau électrique à accumulation

uniquement de CET consomme par CEEA en moyenne 2,84 kWh/j tandis que le parc représentatif du parc national actuel consomme en moyenne par logement 6,14 kWh/j (soit plus de 67 GWh au niveau national). Cela correspond à une économie de 36,3 GWh/j au niveau national. Cette hypothèse n'est évidemment pas réaliste, mais permet d'estimer l'impact d'une généralisation des CET sur la courbe de charge nationale.

De plus, au vu du Tableau 17, la consommation varie significativement selon le mois de l'année (un écart maximal de 2,53 kWh par jour et par logement entre le mois de février et celui d'août, ce qui équivaut à 28 GWh/j au niveau national).

Chapitre 3

Sélection et paramétrage d'un algorithme d'optimisation

Introduction

Le parc de CEEA ayant été modélisé de façon à refléter le parc français, nous allons nous intéresser aux capacités offertes en termes de flexibilité pour le réseau électrique. Pour cela, nous allons rechercher les ordres à envoyer aux CEEA (pour les autoriser ou leur interdire de fonctionner durant une certaine période) qui permettent d'atteindre un certain niveau de puissance appelée sur le réseau en maîtrisant le confort des utilisateurs. La complexité du problème étant importante, un algorithme d'optimisation est utilisé pour atteindre la cible recherchée au plus juste dans des temps de simulation raisonnables. Plusieurs stratégies d'optimisation de pilotage sont étudiées dans ce chapitre (pilotage individuel, par groupe, avec ou sans prise en compte de l'inconfort dans la fonction objectif). L'idée est d'augmenter la flexibilité du réseau tout en ne compromettant pas le confort des utilisateurs. Comme nous le détaillerons plus tard dans ce chapitre, plusieurs articles dans la littérature ont déjà étudié ce problème ((Rautenbach and Lane 1996), (Laurent et al. 1995) ou encore (Sepulveda et al. 2010) par exemple). Cependant, contrairement à ces articles, le confort des utilisateurs est pris en compte dans cette étude.

1) Formulation du problème d'optimisation

Dans de nombreux problèmes d'optimisation, le résultat « parfait » (respect précis de la fonction objectif) ne peut être obtenu en un temps de calcul raisonnable par une solution déterministe. C'est le cas du problème étudié dans cette thèse : le but recherché est de trouver un pilotage satisfaisant pour obtenir une courbe de charge agrégée cible (afin de créer un effacement ou un stockage d'énergie) en prenant en compte ou non l'inconfort des utilisateurs en un temps de calcul raisonnable. Deux stratégies d'optimisation sont étudiées :

- Pilotage individuel : chaque logement reçoit un ordre particulier. Si l'on nomme nb_{lgmts} et nb_{ordres} respectivement le nombre de logements présents dans le parc représentatif et le nombre d'ordres envoyés durant l'optimisation ; il y a $2^{2*nb_{lgmts}*nb_{ordres}}$ possibilités (chaque logement peut recevoir un ordre d'autorisation ou d'arrêt du CEEA à chaque pas d'optimisation).
- Pilotage par groupes : c'est le cas où l'on crée des groupes de logements (selon différents critères qui seront détaillés plus tard dans ce chapitre) qui vont recevoir les ordres. À l'intérieur d'un même groupe tous les CEEA reçoivent les mêmes ordres. En notant nb_{gpes} le nombre de groupes du parc, le nombre de possibilités devient $2^{2*nb_{gpes}*nb_{ordres}}$. Ce pilotage a donc l'avantage de réduire significativement le nombre de possibilités mais peut également ne pas atteindre une solution acceptable (car le pilotage est plus grossier). De plus, le coût en TIC (Technologie de l'Information et de la Communication) est réduit avec ce pilotage.

La formulation d'un problème d'optimisation implique typiquement de :

- Préciser les variables de décision. C'est l'ensemble des variables (entières, réelles, binaires etc.) qui régissent la situation à modéliser.
- Définir la fonction objectif. C'est une fonction mathématique composée des variables de décision qui représentent le modèle physique. Elle doit être minimisée (ou maximisée en fonction du problème).
- Déterminer les contraintes du problème. C'est l'ensemble des paramètres qui limitent l'espace des variables de décision.
- Spécifier les paramètres du modèle (les constantes associées aux contraintes et à la fonction objectif).

L'Équation 12 montre un exemple de formulation d'un problème d'optimisation.

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) \\ & \text{Sous contraintes :} \\ & A * x \leq b \\ & x_j \geq 0, \forall j \end{aligned}$$

Équation 12: Exemple de formulation d'un problème d'optimisation

- f est la fonction objectif ;
- x représente les variables de décision ;
- A et b sont respectivement une matrice et un vecteur de contraintes.

Dans notre cas, le problème se présente ainsi :

- Variables de décision : l'ensemble des ordres (autorisation ou interdiction de fonctionner) envoyés à l'ensemble des CEEA.
- Fonction objectif : un écart entre la courbe de charge obtenue par optimisation et une courbe de charge objectif ($f_{obj} n^{\circ}1$). Elle peut également prendre en compte l'inconfort des utilisateurs ($f_{obj} n^{\circ}2$).
- Il n'y a pas de contraintes : on formule l'hypothèse que les CEEA n'ont pas de limite de temps d'autorisation et/ou d'interdiction de fonctionnement.

Le principe de l'optimisation individuelle est d'envoyer des ordres aux logements à une fréquence régulière. Dans cette situation, la température de soutirage de chaque CEEA est supposée connue à tout instant. Ainsi, l'inconfort éventuel peut-être connu car mesuré.

L'optimisation est faite sur un parc de CEEA représentatif du parc français. En sortie sont obtenus les ordres à envoyer durant la période retenue afin de minimiser la fonction objectif. Dans notre cas, nous avons choisi pour fonction l'écart entre une courbe de charge cible et celle obtenue suite à nos ordres. Une variante consistera à atteindre la courbe cible en prenant en compte l'inconfort des utilisateurs considéré lorsque l'eau soutirée est à une température inférieure à 45 °C. La Figure 63 présente un schéma explicatif de l'optimisation effectuée. T_c représente la température de consigne pour chaque CEEA. $P_{chauffe-eau}$ et $T_{soutirage}$ sont respectivement la puissance consommée par le ballon et la température de soutirage du CEEA. P_{total} et P_{obj} sont respectivement la puissance totale consommée par le parc et la puissance objectif à atteindre.

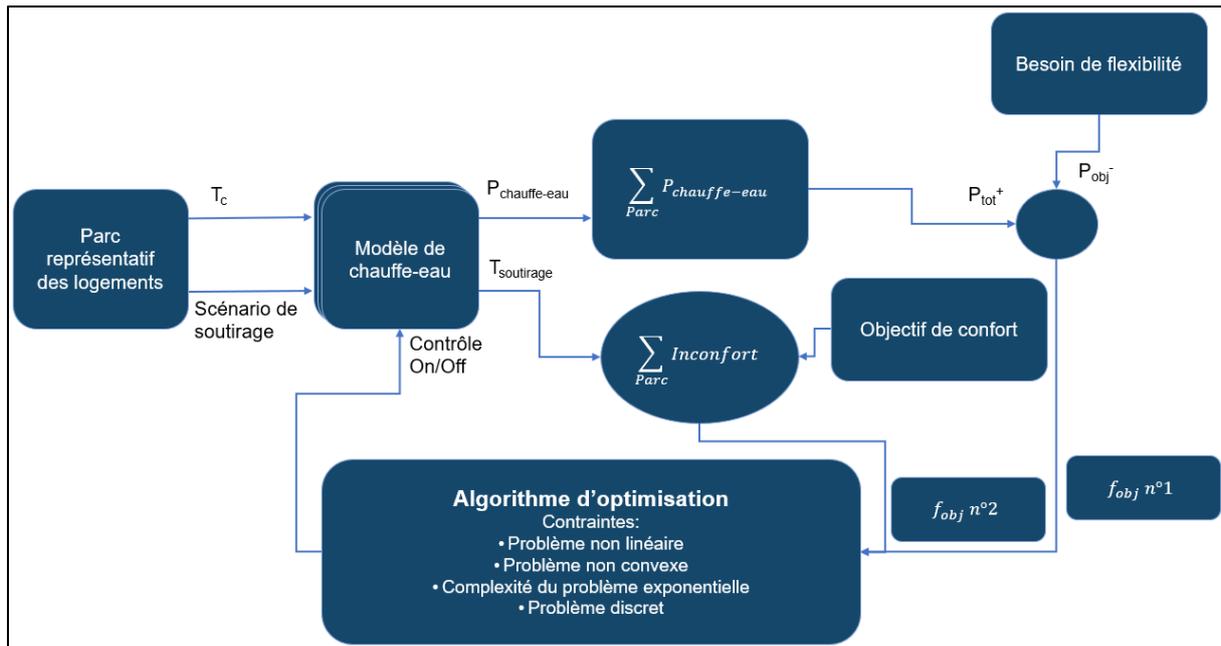


Figure 63: Schéma de l'optimisation

Afin d'obtenir un impact intéressant pour le réseau, la courbe de charge objectif peut prendre différentes formes :

- Elle peut être constante durant plusieurs heures. C'est le cas lorsque l'on souhaite ne pas dépasser une certaine puissance électrique appelée durant une période définie.
- Elle peut également être construite par différence constante avec la courbe de charge de référence si l'on souhaite fournir un effacement de puissance constante au système électrique.

a) État de l'art

De nombreux articles traitent de l'optimisation du pilotage des ballons d'eau chaude. Certains proposent une optimisation uniquement locale, c'est-à-dire limitée à un seul ballon d'eau chaude (Kepplinger, Huber, and Petrasch 2015). D'autres ont opté pour une modification de la courbe de charge agrégée d'un parc de ballons d'eau chaude selon une évaluation du potentiel de stockage et d'effacement - (Atikol 2013), (Dolan, Nehrir, and De 1996), (Moreau 2011) ou encore (Nehrir, LaMeres, and Gerez 1999). Enfin, certains ont défini une fonction d'optimisation avec un objectif, des contraintes et ses variables afin de minimiser le pic de consommation ou maximiser le confort des consommateurs - (Beeker-Adda, 2016), (Laurent et al. 1995), (Rautenbach and Lane 1996) ou encore (Sepulveda et al. 2010).

Quel que soit le type de pilotage souhaité, ce problème est trop complexe pour être résolu de manière directe. Le problème à résoudre se pose par exemple de la manière suivante : pour atteindre une courbe de charge cible par un pilotage individuel entre 8 heures du matin et 14 heures avec des ordres envoyés toutes les demi-heures dans un parc représentatif composé de 1000 CEEA, il y a 2^{12000} possibilités. Afin de définir l'algorithme d'optimisation qui sera utilisé dans cette thèse, nous explicitons les caractéristiques du problème :

- C'est un problème non linéaire. Cela provient principalement du mode de régulation interne des CEEA ainsi que de la binarité des ordres à envoyer (interdire ou autoriser à fonctionner).
- C'est un problème non-convexe : l'espace de recherche des solutions (l'ensemble des ordres à envoyer aux logements) ainsi que la fonction objectif (l'écart entre une courbe objectif et la courbe de charge) ne sont pas convexes.
- La complexité du problème est exponentielle : le nombre de possibilités augmente de façon exponentielle avec le nombre de CEEA et le nombre d'ordres à envoyer durant la période d'optimisation.

- Le problème étudié est discret (ordres d'autorisation de marche ou arrêt forcé).

Pour répondre à ce type de problème, des méthodes heuristiques existent, elles fournissent rapidement une solution réalisable, mais qui n'est pas nécessairement optimale ou exacte. Ce sont des méthodes itératives : on répète des étapes un certain nombre de fois jusqu'à obtenir une solution acceptable. De plus ces méthodes sont adaptées aux problèmes non linéaires, non dérivables et contraints... Ces méthodes répondent au problème posé dans cette thèse. En effet, nous ne souhaitons pas obtenir nécessairement la meilleure solution, mais une série d'ordres à envoyer qui permet d'obtenir une solution répondant à plusieurs critères (d'effacement, d'inconfort etc.). De plus, il n'existe pas une unique solution : en autorisant un CEEA à fonctionner, on n'est pas assuré qu'il fonctionnera réellement (c'est sa régulation interne qui le décidera). Nous pouvons ainsi obtenir exactement le même résultat en autorisant ou non un CEEA à fonctionner durant une certaine période. Parmi les méthodes heuristiques, on s'intéresse aux méthodes méta-heuristiques : elles sont plus efficaces pour répondre à des problèmes combinatoires. Le problème étudié étant discret, les valeurs du paramètre à faire varier ne peuvent être que 0 (interdiction au CEEA de fonctionner) ou 1 (autorisation à fonctionner). C'est pourquoi une méthode méta-heuristique a été choisie pour le résoudre.

Dans la littérature, plusieurs articles cherchent à déterminer une commande optimale afin d'obtenir une courbe de charge objectif. (Rautenbach and Lane 1996) a utilisé la méthode du gradient afin de trouver les ordres à envoyer aux CEEA pour diminuer l'énergie totale consommée durant les heures creuses et les heures pleines (il y a deux fonctions objectifs différentes pour ces deux périodes). (Laurent et al. 1995) se sert de la méthode du simplexe (en divisant préalablement la période de temps d'étude en intervalle afin de simplifier le problème). (Sepulveda et al. 2010) utilise l'optimisation par essaim particulaire (OEP) dans le but d'aplanir la courbe de charge lors du pic de consommation tout en maximisant le confort des utilisateurs (cependant, le CEEA est modélisé en une seule couche, ce qui provoque un biais dans le ressenti de la température de soutirage). Enfin, (Beeker-Adda 2016) propose une solution heuristique de la forme de séquences stochastiques du changement des horaires de début de chauffage des CEEA. Le but recherché est de s'approcher le plus possible d'une courbe de charge objectif.

L'algorithme génétique (AG) et OEP font partie de la famille d'algorithmes méta-heuristique. L'OEP s'inspire des déplacements des oiseaux migrateurs et se base sur la collaboration des individus entre eux. Comme l'expliquent (Marini and Walczak 2015), c'est une méthode qui s'inspire des neurosciences, de la psychologie cognitive, de la science des comportements ainsi que de l'ethnologie sociale. En comparaison à l'AG, (Hassan et al. 2004) a montré que dans la plupart des problèmes d'optimisation complexes, l'OEP converge vers une solution satisfaisante de façon plus rapide que l'AG.

C'est pour l'ensemble de ces raisons que nous avons décidé d'utiliser l'OEP pour résoudre notre problème. Cependant, l'OEP est performant mais très sensible au paramétrage. Il faudra donc faire une étude spécifique pour déterminer les paramètres qui permettent une convergence efficace. (Sepulveda et al. 2010) l'utilise dans l'optimisation d'un parc de CEEA afin de créer un effacement. Cependant, l'auteur ne cherche pas à estimer la robustesse de son optimisation. Il n'évalue pas les ordres obtenus par comparaison à d'autres scénarios de soutirage. De plus, l'inconfort n'est pas pris en compte dans sa fonction objectif.

Des indicateurs tels que l'inconfort des utilisateurs, la consommation énergétique ainsi que l'écart à une courbe de charge cible seront utilisés dans ce qui suit en recourant à des simulations dynamiques d'un millier de CEEA.

b) Description de l'algorithme d'optimisation binaire à essaim particulaire (OBEP)

Dans cette thèse, nous cherchons à optimiser des séquences binaires d'ordres à envoyer aux CEEA. Les ordres ne peuvent être que de deux types : autorisation ou interdiction de fonctionnement. En effet, les CEEA ne permettent pas aujourd'hui un fonctionnement à charge partielle : le ballon est soit à l'arrêt, soit en fonctionnement à pleine puissance. La régulation interne du CEEA ne permet pas de chauffer l'eau au-delà d'une certaine température, c'est pour cette raison que l'on ne peut qu'autoriser le CEEA à fonctionner (et non l'obliger à fonctionner). Les séquences binaires d'ordres sont la raison pour laquelle l'algorithme utilisé ne sera pas l'OEP, mais l'OBEP qui est une extension de l'OEP.

Son but est de minimiser la fonction objectif qui dans notre cas est l'écart entre la courbe de charge qui résulte des ordres envoyés et une courbe cible telle qu'un niveau de puissance limité durant une certaine période)². Le principe de l'OBEP repose sur la création d'un essaim de particules qui se déplacent dans un espace prédéfini. L'objectif de chacune est d'obtenir la meilleure solution (c'est-à-dire celle qui minimise la fonction objectif) et pour cela elles collaborent dans la recherche. Les particules correspondent aux ordres de fonctionnement des CEEA.

Une particule est définie par trois paramètres :

- Sa position. Elle représente ses coordonnées dans l'espace d'optimisation. Elle varie à chaque itération.
- Sa vitesse. Elle lui permet de se déplacer dans l'espace de définition. Elle varie à chaque itération.
- Son voisinage. Il comporte les particules les plus proches de la particule étudiée. Il peut être soit géographique (à chaque itération, les voisins sont recalculés afin de trouver les nouvelles particules les plus proches géographiquement), soit sociologique (les voisins sont définis à l'initialisation et ne sont pas modifiés ensuite).

À chaque itération, l'ensemble des particules se déplace dans l'espace à la recherche d'une meilleure position. La vitesse de chaque particule est mise à jour à chaque itération à partir des trois paramètres. La sortie de cet algorithme est la meilleure position trouvée parmi l'ensemble des particules durant toutes les itérations.

Pour la première itération, la position et la vitesse de chaque particule sont générées aléatoirement. Ensuite, pour l'ensemble des autres itérations, l'Équation 13 présente le calcul du vecteur vitesse $v_i^{(t+1)}$ de chaque particule.

$$v_i^{(t+1)} = \omega * v_i^{(t)} + rand_1 * c_1 * (x_{pbest,i}^{(t)} - x_i^{(t)}) + rand_2 * c_2 * (x_{gbest,i}^{(t)} - x_i^{(t)})$$

Équation 13: Mise à jour de la vitesse des particules

$x_i^{(t)}$ représente la position de la particule i à l'itération précédente. En détail, la mise à jour de la vitesse de chaque particule est le fruit de la contribution de trois termes (chacun d'entre eux étant pondéré par un paramètre ω , c_1 ou c_2) :

- Terme d'inertie : $\omega * v_i^{(t)}$. Il dépend uniquement de la vitesse de la particule lors de l'itération précédente ($v_i^{(t)}$). Ainsi, il évite à la particule de changer radicalement de direction à chaque itération.
- Terme cognitif : $c_1 * (x_{pbest,i}^{(t)} - x_i^{(t)})$. Il identifie la propension de la particule à se déplacer vers sa propre meilleure position trouvée jusqu'alors ($x_{pbest,i}^{(t)}$). L'impact de ce terme est réduit par l'ajout d'un facteur multiplicatif aléatoire $rand_1$ compris entre 0 et 1. $x_{pbest,i}^{(t)}$ est mis à jour le cas échéant à chaque itération (c'est-à-dire si une particule a trouvé une meilleure position).
- Terme d'apport social : $c_2 * (x_{gbest,i}^{(t)} - x_i^{(t)})$. Il prend en compte la tendance de la particule à se déplacer vers la meilleure position trouvée par le voisinage de la particule ($x_{gbest,i}^{(t)}$). L'apport de ce terme social est également réduit (tout comme le terme cognitif) par l'ajout d'un facteur multiplicatif aléatoire $rand_2$ compris entre 0 et 1. De la même manière que $x_{pbest,i}^{(t)}$, $x_{gbest,i}^{(t)}$ est mis à jour le cas échéant à chaque itération

Le voisinage d'une particule est défini par un nombre de particules ainsi qu'une distance. Deux voisinages existent :

- le sociologique : les particules présentes dans le voisinage d'une particule restent identiques à chaque itération).
- Le dynamique (ou géographique) : les particules présentes dans le voisinage d'une particule sont mises à jour à chaque itération.

² La fonction objectif dépend du but recherché (effacement ou stockage). Elle sera explicitée pour notre cas d'étude plus tard dans ce chapitre.

Dans (Hu and Eberhart 2002), l'auteur explique que le voisinage dynamique (c'est-à-dire le voisinage géographique, qui est modifié à chaque itération pour chaque particule) permet d'obtenir une solution au problème en moins d'itérations que le voisinage sociologique. C'est pourquoi nous avons choisi de prendre un voisinage de type géographique. Ainsi, en fonction de ces deux paramètres (le nombre de particules présentes dans le voisinage ainsi que la métrique choisie pour calculer les distances entre les particules du voisinage), certaines particules sont présentes dans le voisinage d'une particule et d'autres non. La méthode choisie par l'algorithme utilisé dans ce travail pour définir quelles particules sont présentes dans le voisinage utilise des arbres k-d qui sont décrits dans (Maneewongvatana and Mount 1999). La Figure 64 présente un exemple d'application où le voisinage de chaque particule est défini par 4 particules (3 voisins + la particule étudiée). Les particules présentes dans le voisinage de la particule *b* à cette itération sont les particules *e*, *f* et *j*. L'espace de recherche des particules est en gris, tandis que le voisinage de la particule *j* est en rouge.

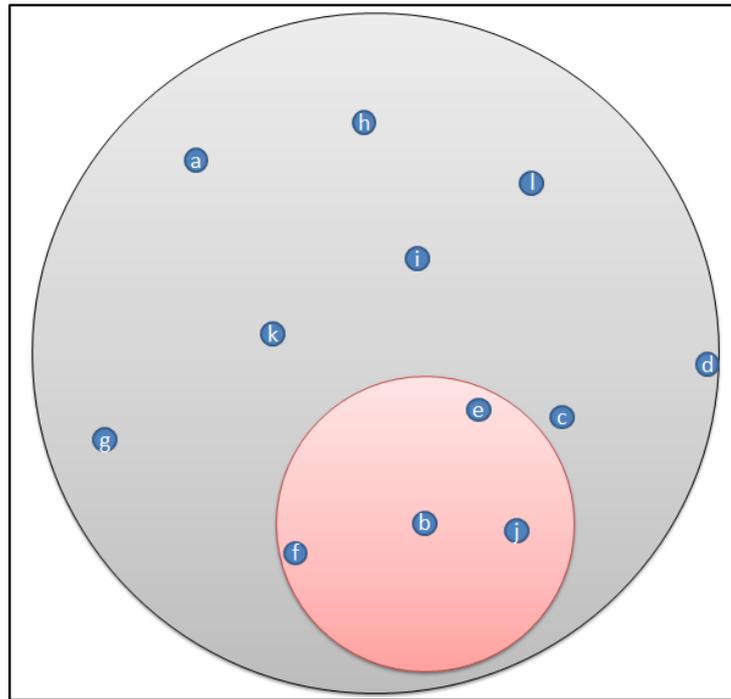


Figure 64: Exemple de voisinage

Finalement, il faut définir la distance utilisée pour choisir quelles particules sont les plus proches de la particule étudiée. La plus commune est celle de Minkowski. L'Équation 14 explicite son calcul à l'ordre *p* pour deux vecteurs $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$.

$$D_p(X, Y) = \left[\sum_1^n |x_i - y_i|^p \right]^{1/p}$$

Équation 14: Distance de Minkowski

Dans notre cas, les valeurs des x_i et y_i représente l'autorisation (valeur égale à 1) ou l'interdiction (valeur égale à 0) de fonctionner du CEEA n°i. Ainsi, les termes de la somme présents dans la distance de Minkowski ($|x_i - y_i|^p$) sont toujours égaux à 0 (si $x_i = y_i$) ou à 1 (si x_i est différent de y_i) ; quelle que soit la valeur de *p*. On a donc $D_1(X, Y) = D_p(X, Y)^p, \forall X, Y$. Ainsi, le choix de la valeur de *p* n'a pas d'importance pour définir quelles particules sont les plus proches les unes des autres. Par souci de simplicité, *p* sera pris égal à 1 (c'est la norme de Manhattan). Il est à noter que cette distance est insensible

par nature à une permutation d'ordres, qu'elle concerne deux ordres d'un même CEEA ou deux ordres simultanés de deux CEEA différents, au sein d'une particule..

Les 3 paramètres (ω , c_1 et c_2) ont une importance capitale dans l'efficacité de l'algorithme à trouver une solution. Nous effectuerons plus tard dans ce chapitre une analyse afin de trouver les meilleures valeurs de ces 3 paramètres pour notre problème.

Grâce à l'ensemble de ces paramètres, les mouvements des particules sont affectés par leur propre historique ainsi que celui de leur voisinage. Ainsi, la nouvelle position de chaque particule peut être déterminée (grâce à sa vitesse calculée dans l'équation 6)).

Les particules ne doivent contenir que des 0 ou des 1 dans le cas de l'OBEP. À chaque itération, il faut déterminer la nouvelle position des particules ($\in \mathbb{N}^{Nb_{ordres} * Nb_{lgmts}}$; où Nb_{ordres} et Nb_{lgmts} sont respectivement le nombre d'ordres envoyés (à chaque logement) et le nombre de logements) à partir de la donnée de la vitesse ($\in \mathbb{R}^{Nb_{ordres} * Nb_{lgmts}}$). Pour cela, la fonction sigmoïde (décrite dans l'Équation 15) appliquée à la vitesse de chaque terme de chaque particule est utilisée.

$$S_k(v_i) = \frac{1}{1 + e^{-v_i}}$$

Équation 15: Fonction sigmoïde du terme i de la particule k

Elle est comparée à une valeur aléatoire *rand* comprise entre 0 et 1 afin de décider si les valeurs de la particule sont modifiées ou non, comme cela est décrit dans l'Équation 16. On transforme l'information « vitesse » en probabilité de changement de direction : si la vitesse est importante, il y a de fortes chances pour qu'il y ait changement de direction. En d'autres termes, $x_{k,i}^{(t+1)}$ prend la valeur 1 avec une probabilité de $S_k(v_i)$.

$$\begin{aligned} & \text{si } (rand < S_k(v_i)), \text{ alors } x_{k,i}^{(t+1)} = 1 \\ & \text{sinon, } x_{k,i}^{(t+1)} = 0 \end{aligned}$$

Équation 16: Modification ou non du terme i de la particule k

Ainsi, le terme x_i de la particule i vaut 1 si le nombre aléatoire *rand* est inférieur à la fonction sigmoïde (cf Figure 65).

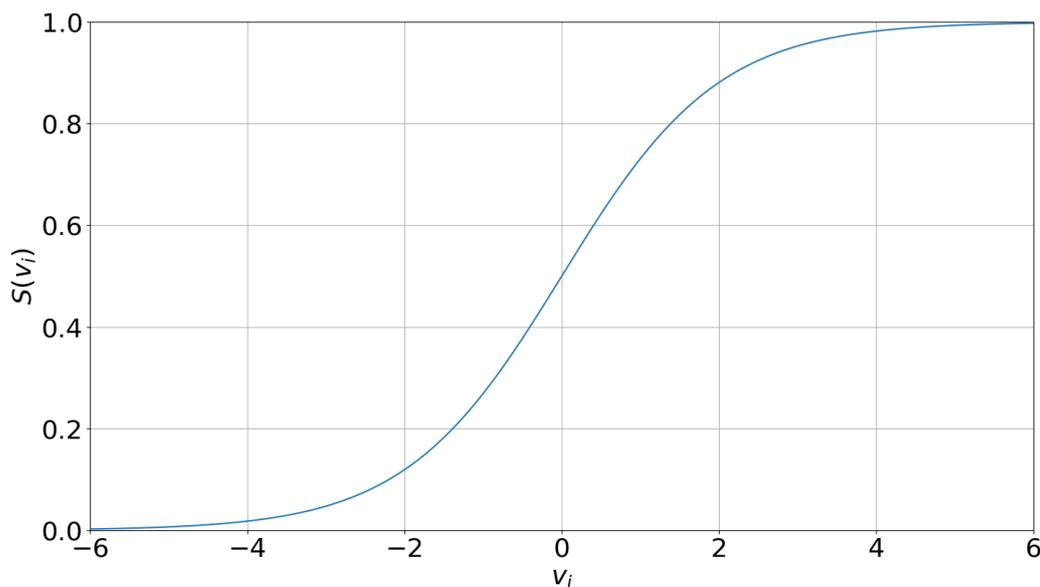


Figure 65: Courbe de la fonction sigmoïde

L'algorithme répète ces étapes jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Ce critère d'arrêt peut être défini par un nombre maximal d'itérations, une valeur minimale pour l'écart avec la fonction objectif ou encore une

nombre maximal d'itérations depuis la dernière mise à jour de $x_{Gbest,i}^{(t)}$. La Figure 66 résume les étapes de l'OBEP.

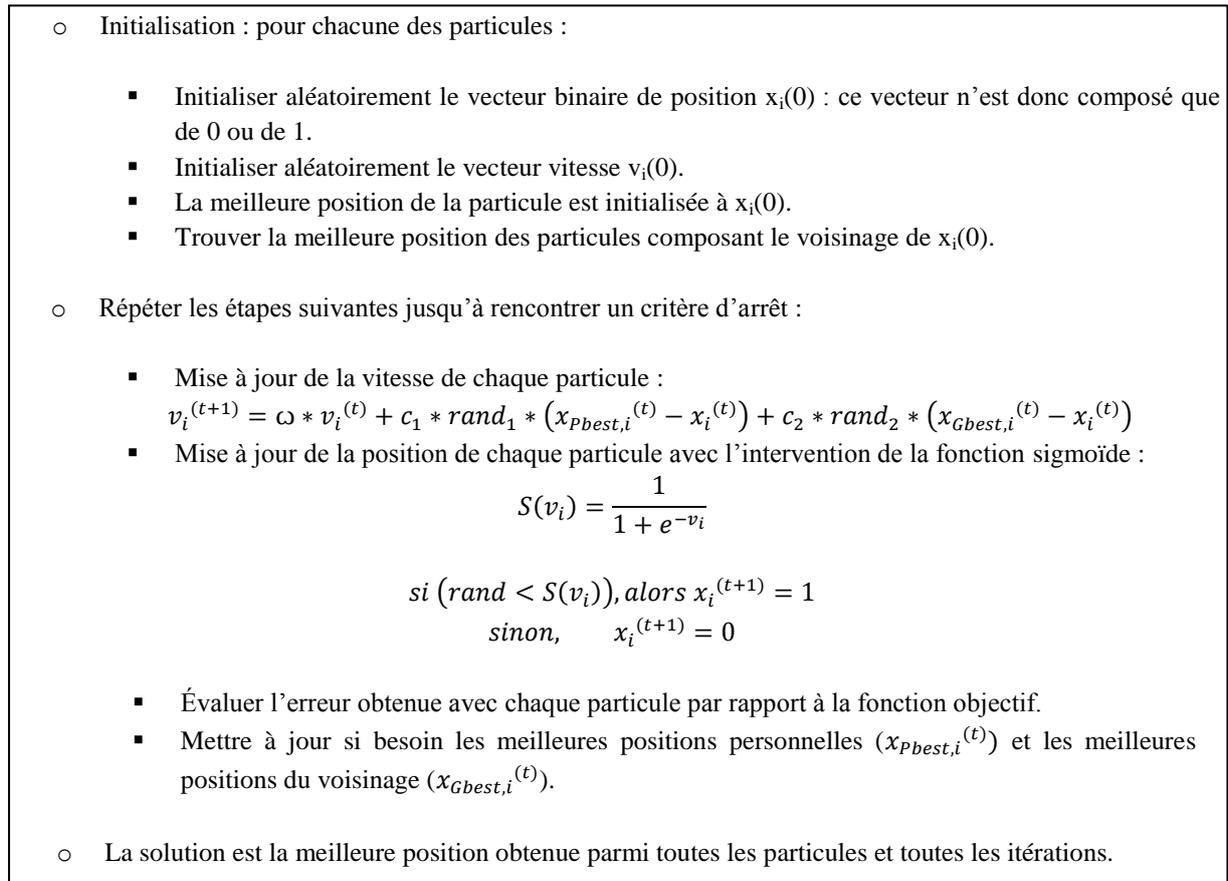


Figure 66: Logigramme de l'OBEP

L'algorithme d'optimisation choisi répond aux contraintes du problème de cette thèse. Afin que l'optimisation soit mise en place, il faut affecter les bonnes valeurs aux paramètres (particules, fonction objectif etc.) de l'algorithme.

La bibliothèque Python Pyswarms (Miranda 2018) qui a déjà implémenté l'algorithme va être utilisée dans ce problème.

2) Application de l'OBEP au problème de pilotage d'un parc de CEEA

a) Description des particules

L'OBEP consiste en plusieurs particules se déplaçant dans un espace défini afin de chercher la meilleure solution possible. Afin d'utiliser l'OBEP pour le problème lié à la courbe de charge électrique des ballons ECS, il faut définir les particules. Selon que le pilotage est individuel (ordres envoyés séparément à chaque logement) ou par groupes (ordres envoyés à plusieurs groupes qui enverront chacun le même ordre à tous les logements qui lui sont affectés), la constitution des particules varie. Elles doivent contenir l'ensemble des ordres envoyés durant la durée de l'optimisation. La fréquence d'envoi des ordres envoyés peut varier.

- On peut envoyer un ordre toutes les 30 minutes : chaque CEEA (ou groupe de CEEA) reçoit un ordre (qui peut-être soit d'interdire le fonctionnement du CEEA, soit de l'autoriser) valable durant la demi-heure suivante.
- Mais les ordres peuvent également être envoyés toutes les heures, ou toutes les deux heures.

Nous verrons dans un autre paragraphe de ce chapitre comment ajuster la fréquence d'envoi des ordres. Pour l'instant, nous supposons que les ordres sont envoyés toutes les demi-heures. Ainsi, les Équation 17 et Équation 18 explicitent la constitution de chaque particule T_{part} respectivement pour un pilotage individuel et par groupes, en fonction de Nb_{ordres} , de Nb_{lgmts} et du nombre de groupes Nb_{gpes} .

$$T_{part} = Nb_{lgmts} * Nb_{ordres}$$

Équation 17: Taille T_{part} des particules d'un pilotage individuel

$$T_{part} = Nb_{gpes} * Nb_{ordres}$$

Équation 18: Taille T_{part} des particules d'un pilotage par groupes

Un exemple de particule est présentée Figure 67. L'optimisation souhaite obtenir les ordres à envoyer à 3 logements (pilotage individuel) durant 2 heures, avec des ordres envoyés toutes les demi-heures. La taille de la particule est donc de $3 * 4 = 12$. Les ordres envoyés au premier, deuxième et troisième logement sont respectivement affichés en rouge, vert et bleu. Par exemple, durant la deuxième demi-heure de l'optimisation, seul le troisième CEEA n'est pas autorisé à fonctionner.

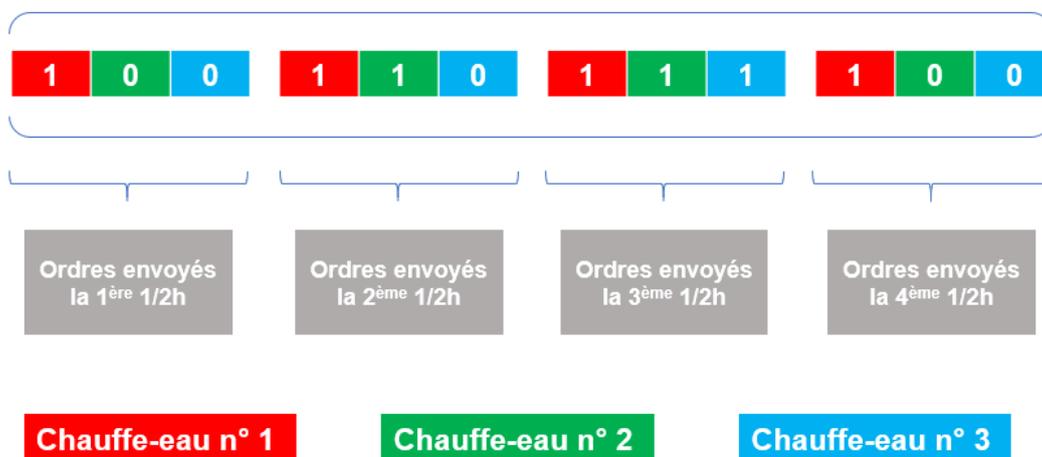


Figure 67: Exemple d'une particule dans le cas de trois CEEA

Une fois les particules correctement définies, il faut spécifier l'espace de recherche d'optimisation (c'est-à-dire fixer des contraintes sur les variables de décision). Dans notre cas, aucune contrainte n'a été ajoutée : les ordres peuvent être envoyés à n'importe quel CEEA/groupe de CEEA à n'importe quel instant de l'optimisation. Deux particules peuvent donc donner le même résultat dans la mesure où le fonctionnement réel du CEEA dépend du thermostat présent dans chaque CEEA. De fait, la recherche de solution est rendue plus difficile en raison de l'existence de ce contrôle local qui est autonome : si la température de consigne d'un ballon atteint 62 °C; il ne fonctionnera pas quel que soit l'ordre reçu. Malheureusement, cette non unicité des résultats obtenus ne peut pas être résolue, car les températures au sein des CEEA (issues de l'histoire de leur état thermique) ne sont pas connues à l'avance. Cette non-unicité peut également être due à l'existence de CEEA identiques ayant des programmes de soutirage quasi-similaires. Finalement, l'espace de recherche parcouru par les particules est de dimension T_{part} où les uniques valeurs atteignables sur chaque axe sont 0 et 1. Le nombre de positions atteignables par les particules est $2^{T_{part}}$.

b) Paramétrage de l'algorithme

Une fois l'espace de recherche et les particules définies, il faut paramétrer l'algorithme. En effet, son efficacité est fortement sensible aux valeurs de certains paramètres :

- Les coefficients c_1 , c_2 et ω Leur valeur influe directement sur la vitesse des particules, et donc sur leur position.
- Le nombre de particules Nb_{part} .
- La taille du voisinage t_v . C'est-à-dire le nombre de particules à prendre en compte pour le calcul de $x_{Gbest,i}^{(t)}$ de chaque particule. t_v est directement lié au nombre total de particules Nb_{part} .

Pour cela, une analyse de sensibilité a été faite en faisant varier les valeurs de ces paramètres pour estimer l'effet de chacun des paramétrages. Dans la littérature, de nombreux articles ((Marini and Walczak 2015), (Wang 2008) ou (Settles 2014) par exemple) fixent les valeurs utilisées pour c_1 , c_2 , à 2. Dans notre étude, initialement, les paramètres c_1 , c_2 et ω sont fixés respectivement à 2, 2 et 1. Cependant, plusieurs optimisations ont été effectuées en faisant varier les valeurs données à ces paramètres. Ainsi, le Tableau 18 présente les intervalles des valeurs qui ont été testées en prenant pour cas test un délestage des CEEA conduisant à une puissance électrique moyenne³ de 300 W de 8 heures à 10 heures sur un parc de 1000 logements représentatif du parc actuel (contenant 10 % de logements équipés de CET) durant une journée de semaine du mois de janvier. Les ordres sont envoyés toutes les 30 minutes.

La valeur de 30 minutes a été choisie car elle présente un compromis acceptable : avec une fréquence d'envoi des ordres trop élevé, le nombre de solutions est trop important ; tandis qu'avec une fréquence trop faible, l'algorithme ne trouve pas de solution satisfaisante car les degrés de liberté sont insuffisants pour atteindre la courbe objectif. Le nombre de 1000 logements suffit pour la calibration de l'algorithme dans la mesure où la courbe de charge résultante (1000 logements dont environ 10 % sont équipés de CET) est très proche de celle de notre parc représentatif de 4000 logements comme le montre la Figure 68 pour une journée ordinaire de janvier. Le coefficient de corrélation R^2 (détaillé Équation 8) entre les deux courbes de charge est de 0,98.

Tableau 18: Intervalle des valeurs testées des paramètres de l'algorithme d'optimisation

Paramètres	Intervalles testés
c_1	[0.1, 1000]
c_2	[0.1, 100]
ω	[0.5, 2]
Nb_{part}	[1, 100]
t_v	$\left[\frac{Nb_{part}}{5}, Nb_{part} \right]$

³ Il s'agit de la moyenne définie comme la puissance totale divisée par le nombre de CEEA

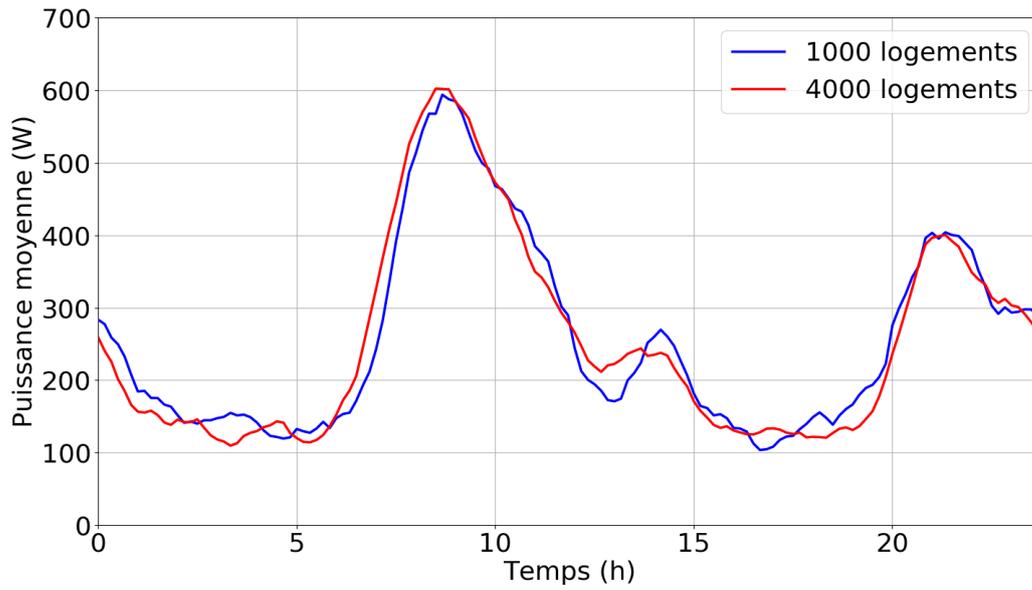


Figure 68: Comparaison des courbes de charge d'un parc représentatif du parc national avec 1000 et 4000 logements

Afin de mesurer l'impact du paramétrage sur l'optimisation, l'écart-type à la moyenne (ETM) est utilisé pour mesurer l'écart entre la courbe objectif et la courbe de charge obtenue en sortie de simulation issue de la meilleure particule. Cet écart est explicité dans l'Équation 19 où C est la courbe obtenue par la particule et C_{obj} la courbe objectif à atteindre. Enfin, nb_{pdt} est le nombre de pas de temps sur lequel l'optimisation s'effectue. L'ETM s'exprime en watt (W).

$$ETM = \sqrt{\frac{1}{nb_{pdt}} * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} [C[i] - C_{obj}[i]]^2}$$

Équation 19: Ecart-type à la moyenne

La procédure pour effectuer cette analyse de sensibilité des paramètres est cyclique : une analyse de sensibilité est effectuée sur chacun des paramètres (en mettant à jour la valeur des quatre autres paramètres) tant qu'au moins une des cinq valeurs des paramètres est modifiée à chaque itération par rapport à la précédente analyse de sensibilité. La Figure 69 présente un schéma décrivant le cycle effectué. as est la fonction d'analyse de sensibilité : elle teste les différentes valeurs de l'intervalle E des valeurs du paramètre à évaluer (la valeur du paramètre étudié donnée en sortie correspond au minimal obtenu de l'ETM parmi l'ensemble des valeurs de l'intervalle testé E).

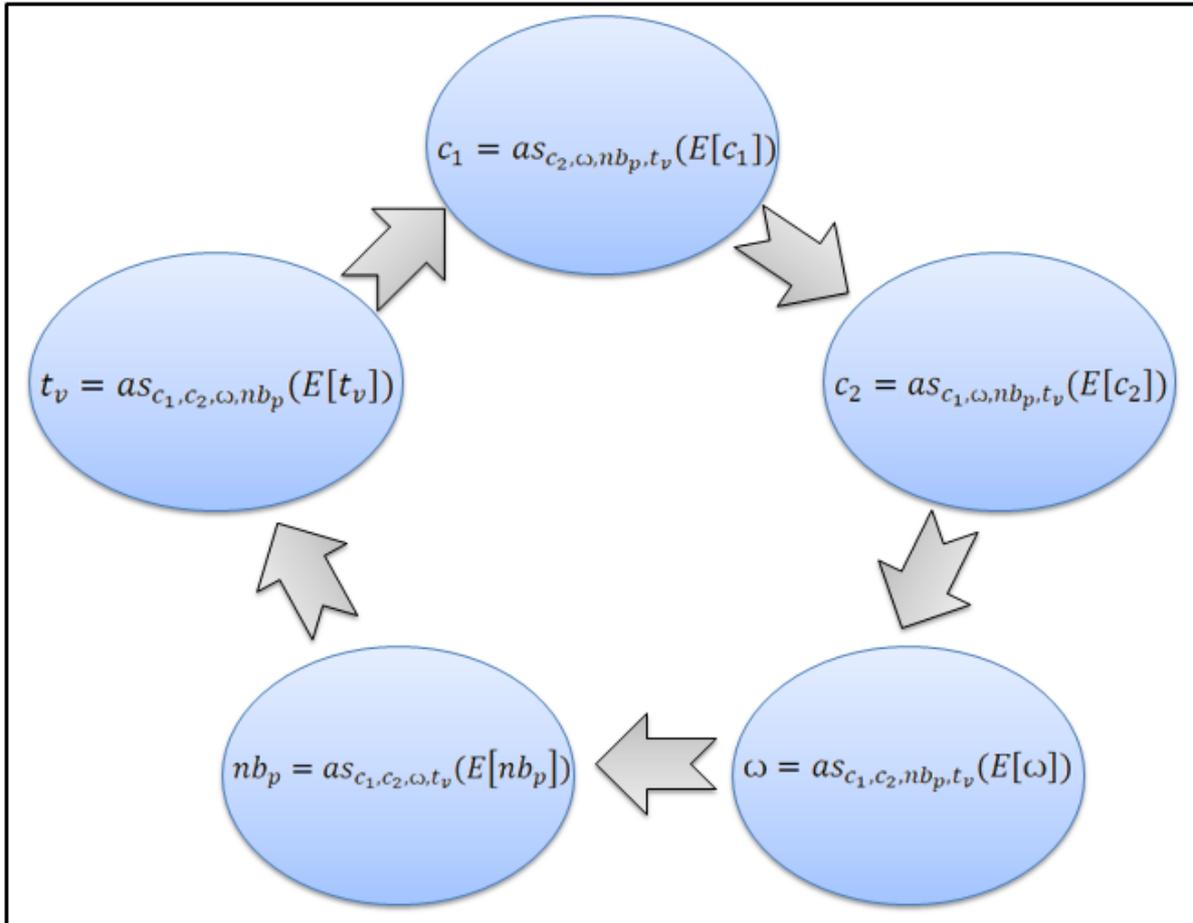


Figure 69: Schéma du cycle d'analyses de sensibilité pour paramétrer l'OBEP

Le critère de sortie de l'algorithme d'optimisation lié à l'ETM est fixé à 6 W tandis que celui lié au nombre d'itérations maximal est de 100 itérations. Les Figure 70, Figure 71 et Figure 72 présentent les ETM pour les différentes valeurs de c_1 . La zone grise barrée représente le critère d'arrêt lié à l'ETM. Le Tableau 19 présente enfin la valeur de l'ETM (en W) à l'issue des 100 itérations (ETM_f) pour chacune des valeurs de c_1 , ainsi que l'itération potentielle à partir de laquelle l'ETM est devenue inférieur à 6 W (It_6).

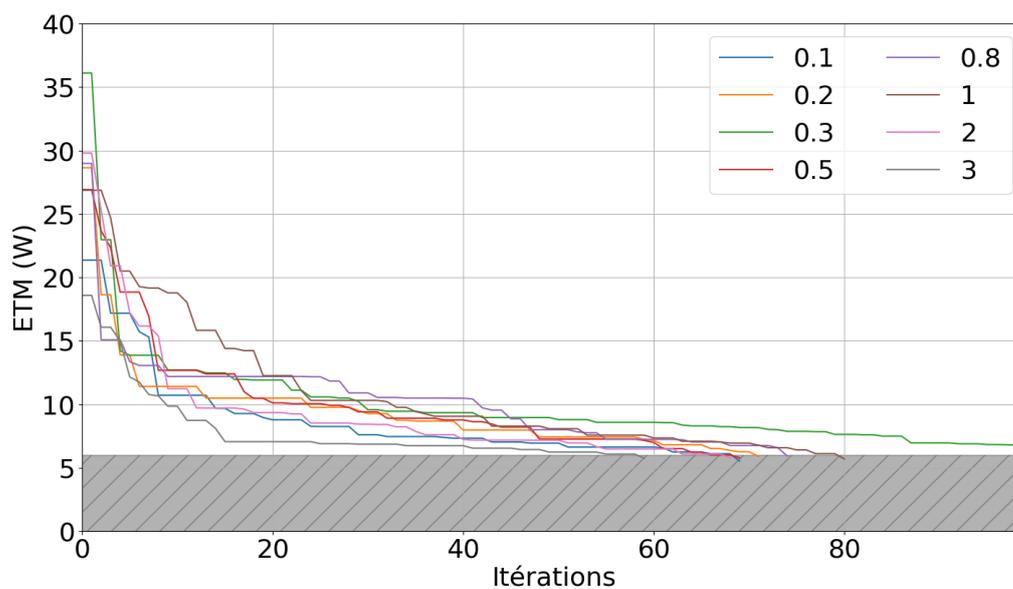


Figure 70: ETM pour les valeurs de c_1 de 0,1 à 3

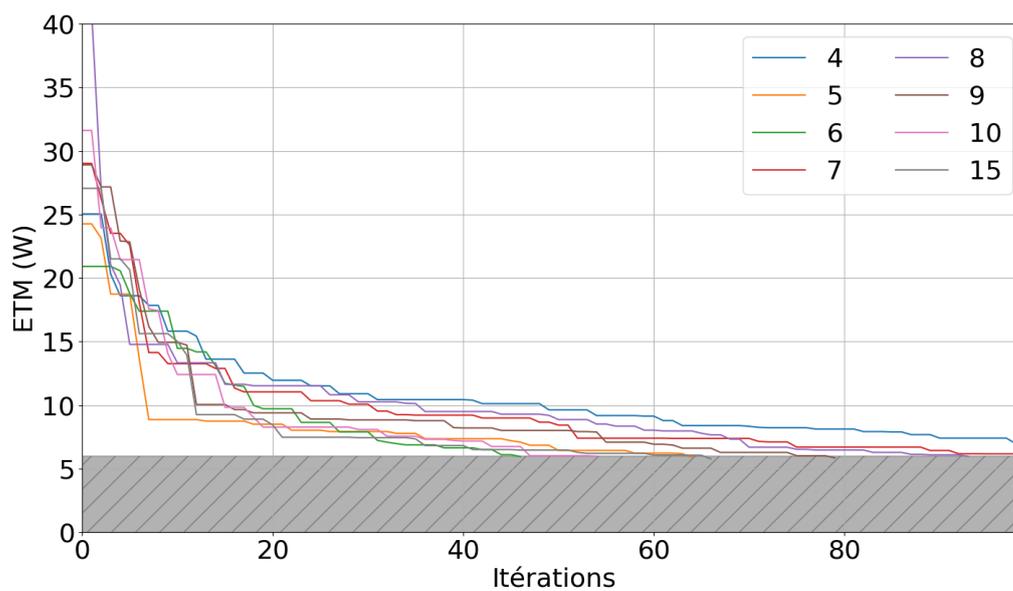


Figure 71: ETM pour les valeurs de c_1 de 4 à 15

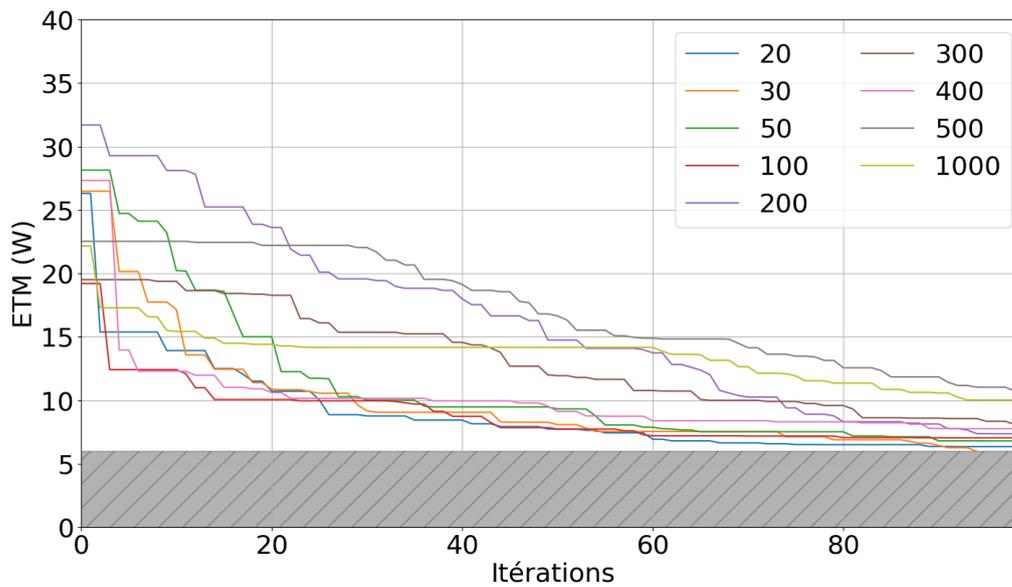


Figure 72: ETM pour les valeurs de c_1 de 20 à 1000

Tableau 19: Valeurs finales de l'ETM selon la valeur de c_1

Valeurs	ETM_f	It_6	Valeurs	ETM_f	It_6	Valeurs	ETM_f	It_6
0,1	<6	70	5	<6	65	50	6,36	∅
0,2	<6	72	6	<6	47	100	7,04	∅
0,3	6,79	∅	7	6,16	∅	200	7,36	∅
0,5	<6	70	8	<6	94	300	9,09	∅
0,8	<6	75	9	<6	80	400	7,76	∅
1	<6	81	10	<6	55	500	10,73	∅
2	<6	69	15	<6	67	1000	10,03	∅
3	<6	60	20	6,34	∅			
4	6,97	∅	30	<6	95			

Au vu de ces résultats, la valeur que nous retenons pour le paramètre c_1 est 6. Il est important de noter que nous avons effectué ces analyses de sensibilité plusieurs fois afin de s'assurer des valeurs obtenues pour les paramètres de l'algorithme. En effet, il pourrait s'agir d'une coïncidence que la valeur 6 (pour l'exemple de c_1) soit la meilleure obtenue (en termes de vitesse de convergence). De la même manière, des comparaisons des ETM selon les valeurs de c_2 , α , Nb_{part} et t_v ont été effectuées. Le Tableau 20 présente les résultats pour les deux premiers paramètres (c_2 et α). En rouge est affichée la valeur conservée pour chacun des paramètres. Cette valeur est choisie en fonction du nombre d'itérations (It_6) avant d'atteindre l'ETM limite (6 W).

Tableau 20: Valeurs finales de l'ETM selon les valeurs de c_2 et ω

c_2	Valeurs	ETM_f	It_6	Valeurs	ETM_f	It_6	Valeurs	ETM_f	It_6
	0,1	7,41	∅	3	6,09	∅	10	<6	68
	0,2	7,19	∅	4	<6	86	15	<6	94
	0,3	6,07	∅	5	<6	82	20	6,72	∅
	0,5	6,94	∅	6	<6	95	30	<6	60
	0,8	<6	67	7	<6	57	50	10,23	∅
	1	7,22	∅	8	<6	90	100	<6	95
	2	<6	93	9	<6	81			
ω	Valeurs	ETM_f	It_6	Valeurs	ETM_f	It_6	Valeurs	ETM_f	It_6
	0,5	10,61	∅	0,95	<6	92	1,15	11,85	∅
	0,8	6,42	∅	1	<6	60	1,2	12,58	∅
	0,85	10,93	∅	1,05	8,32	∅	1,5	21,51	∅
	0,9	9,15	∅	1,1	9,78	∅	2	14,52	∅

Ainsi, au vu des résultats présentés dans le Tableau 20, les valeurs pour c_2 et ω qui permettent le plus à l'OBEP d'être proche de la cible (et rapide) sont respectivement 7 et 1. Nous remarquons que la valeur donnée au paramètre ω a une importante influence sur le résultat de l'optimisation : seules deux valeurs données à ω permettent d'atteindre l'EMT limite en moins de 100 itérations.

Afin de trouver le nombre de particules Nb_{part} le plus approprié pour répondre à notre problème, une étude similaire a été effectuée. Cependant, pour ce paramètre, le nombre d'itérations ne peut être un critère de choix. En effet, selon le nombre de particules, une itération prendra plus ou moins de temps (car la simulation des particules n'est pas parallélisée). Le nombre d'itérations de l'optimisation dépend donc du nombre de particules pour un temps de calcul donné. Le Tableau 21 présente le nombre d'itérations maximal (Nb_{it}) en fonction du nombre de particules (afin d'avoir un temps de simulation constant quel que soit le nombre de particules).

Tableau 21: Nombre d'itérations maximal en fonction du nombre de particules

Nb_{part}	Nb_{it}	Nb_{part}	Nb_{it}	Nb_{part}	Nb_{it}
1	500	6	83	20	25
2	250	7	71	30	16
3	166	8	62	50	10
4	125	9	55	100	5
5	100	10	50		

C'est donc en temps de calcul que l'on définit le nombre de particules idéal. La Figure 73 affiche l'EMT en fonction du temps de calcul pour chacune des valeurs de Nb_{part} .

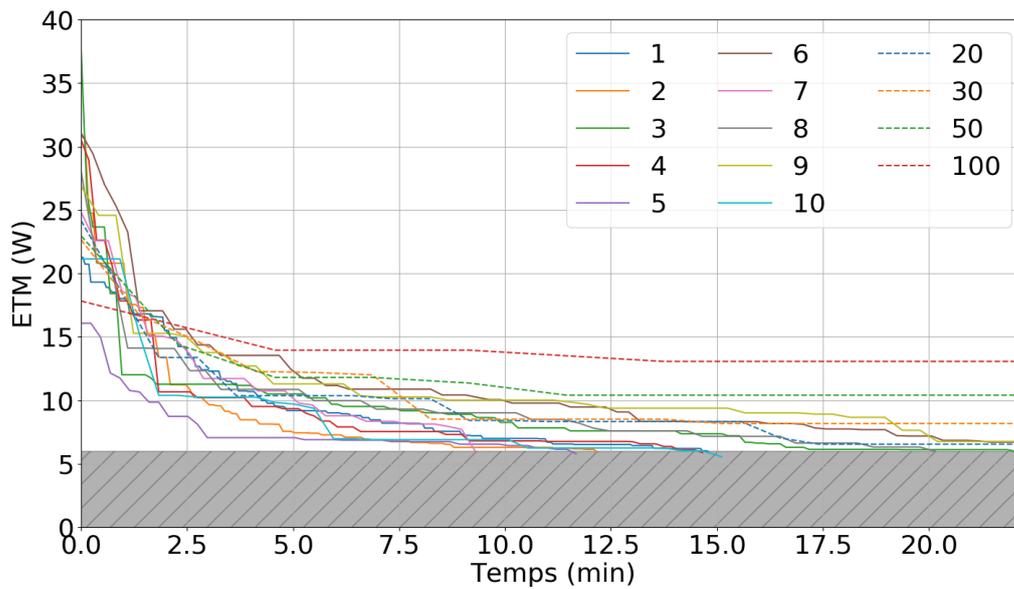


Figure 73: ETM en fonction du temps selon le nombre de particules

Le Tableau 22 présente l'ETM final (ETM_f) ainsi que le temps de simulation potentiel (t_{6w}) en minutes avant que l'ETM ne devienne inférieur à 6 W.

Tableau 22: Valeurs finales de l'ETM selon le nombre de particules

Nb_{part}	ETM_f	t_{6w}	Nb_{part}	ETM_f	t_{6w}	Nb_{part}	ETM_f	t_{6w}
1	<6	14,78	6	6,71	∅	20	6,54	∅
2	<6	12,14	7	<6	9,29	30	8,17	∅
3	<6	22,02	8	<6	20,09	50	10,41	∅
4	<6	14,46	9	6,76	∅	100	13,07	∅
5	<6	11,61	10	<6	14,71			

Au vu des résultats de la Figure 73 et du Tableau 22, le nombre de particules qui rend l'OBEP la plus efficace pour notre problème est de 5. En effet, l'optimisation avec 7 particules se termine plus rapidement qu'avec 5 particules ; mais l'ETM avec 5 particules semble être le plus faible durant les 10 premières minutes. Il ne faut pas prendre en compte uniquement que l' ETM_f car celui-ci est propre à une optimisation particulière : cela ne se reproduira pas nécessairement à chaque essai.

Enfin, le dernier paramètre à évaluer est le nombre de voisins de chaque particule t_v . Le Tableau 23 présente l' ETM_f ainsi que l' It_6 pour les 5 valeurs possibles du nombre de voisins.

Tableau 23: Valeurs finales de l'ETM selon le nombre de voisins (t_v)

ω	ETM_f	It_6	ω	ETM_f	It_6	ω	ETM_f	It_6
$\frac{Nb_{part}}{5}$	11,75	∅	$\frac{3 * Nb_{part}}{5}$	6,29	∅	Nb_{part}	<6	80
$\frac{2 * Nb_{part}}{5}$	7,22	∅	$\frac{4 * Nb_{part}}{5}$	<6	60			

On retiendra 80 % des particules dans le voisinage de chaque particule afin d'augmenter la rapidité et l'efficacité de l'algorithme.

Chapitre 3

Sélection et paramétrage d'un algorithme d'optimisation

En résumé, le Tableau 24 présente les valeurs à donner aux paramètres afin d'obtenir l'optimisation la plus rapide.

Tableau 24: Valeurs finales des paramètres de l'optimisation

Paramètre	c_1	c_2	ω	Nb_{part}	t_v
Valeur	6	7	1	5	80 %

3) Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, un algorithme a été trouvé pour répondre au problème posé dans cette thèse. Il s'agit de l'optimisation binaire à essaim particulaire. C'est une méthode méta-heuristique qui s'inspire des déplacements animaliers. Un certain nombre de particule (formant l'essaim) se déplace dans un espace prédéfini à l'avance dans le but de trouver une solution acceptable au problème.

Cinq paramètres sont à fixer dans cet algorithme : un terme d'inertie, un terme cognitif, un terme d'apport social, le nombre de particules et la taille du voisinage de chaque particule. Une analyse de sensibilité a été effectuée sur l'ensemble de ces paramètres afin de connaître les meilleures valeurs (en termes de vitesse de convergence) pour créer un important effacement durant quelques heures lors du pic matinal. Une fois ces analyses de sensibilité faites, l'optimisation a été simulée.

Optimisation : premiers résultats.

La courbe de charge obtenue après optimisation est représentée sur la Figure 74. Les conditions d'optimisation sont celles décrites plus haut dans ce chapitre : un délestage afin d'obtenir une puissance électrique moyenne de 300 W de 8 heures à 10 heures sur un parc de 1000 logements avec 10 % de CET. La fonction objectif repose sur l'évaluation de l'écart entre la courbe de puissance obtenue et une courbe cible. L'inconfort n'est pas pris en compte dans la fonction objectif. Le critère de sortie de l'algorithme peut être :

- Soit un ETM inférieure à 6 W ;
- Soit 50 itérations consécutives sans amélioration de l'ETM ;
- Soit lorsque l'algorithme a effectué 100 itérations.

La courbe de référence (affichée en noir) est la moyenne des puissances électriques de l'ensemble des CEEA du parc en les autorisant à fonctionner à tout instant. Le tarif HP/HC n'est pas pris en compte dans la situation de référence. Le puisage moyen est en violet. La courbe de charge résultant des ordres obtenus par l'optimisation est en orange (après 10 heures, l'ensemble des CEEA du parc est autorisé à fonctionner à tout instant).

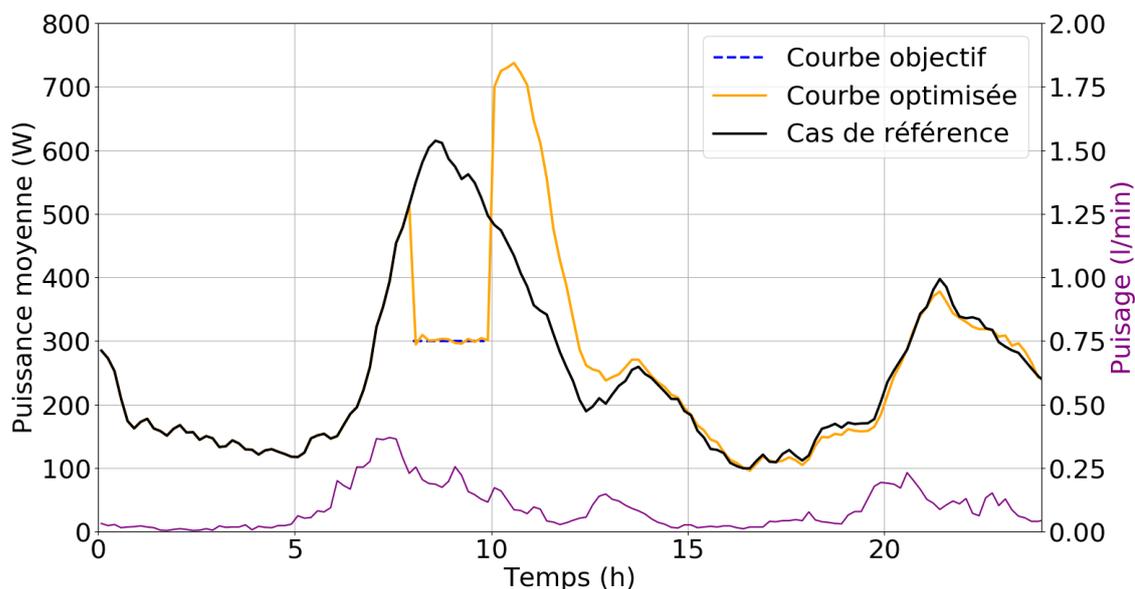


Figure 74: Optimisation pour obtenir une puissance moyenne de 300 W sur un parc représentatif du parc actuel de CEEA

Ce résultat a été obtenu en 49 itérations (ce qui équivaut à 9 minutes⁴ de calcul pour une optimisation de deux heures sur un parc de mille logements). Le pilotage obtenu fait apparaître un important rebond après 10 h (dès que l'ensemble des CEEA est autorisé à re-fonctionner) : la puissance moyenne atteignant plus de 700 W, ce qui

⁴ Simulation effectuée sur un Intel® Xeon® CPU E5-2687W v4, 3.00 GHz. Mémoire RAM : 128 Go.

équivaldrait à plus de 7,7 GW au niveau national (si l'on pilotait les 11 millions de CEEA présents en France, selon (ADEME n.d.)).

Évaluation de l'inconfort.

On choisit de définir l'inconfort de la manière suivante : à tout instant, on évalue la part de logements dont l'eau soutirée est inférieure à 45 °C, que les consommateurs souhaitent soutirer de l'eau chaude ou non. On estime ainsi qu'en deçà de 45 °C, le risque que les besoins du consommateur ne soient pas couverts parfaitement augmente fortement. Ainsi, un inconfort de 2 % signifie par exemple que 2 % des logements ont un CEEA dont la température de soutirage est inférieure à 45 °C. La Figure 75 affiche l'inconfort moyen à tout instant dans le cas de référence et dans le cas optimisé (la zone verte représente la période d'optimisation). On remarque que pendant quelques minutes au début de l'optimisation, l'inconfort dans le cas optimisé est inférieur à celui du cas de référence qu'on effectue un délestage. Ce paradoxe apparent résulte du mélange de l'eau lorsque le CEEA est en fonctionnement. Lors de la mise en marche du CEEA, la température de l'eau du ballon s'homogénéise. L'absence de mélange entre les couches conserve des températures d'eau élevées en haut du ballon.

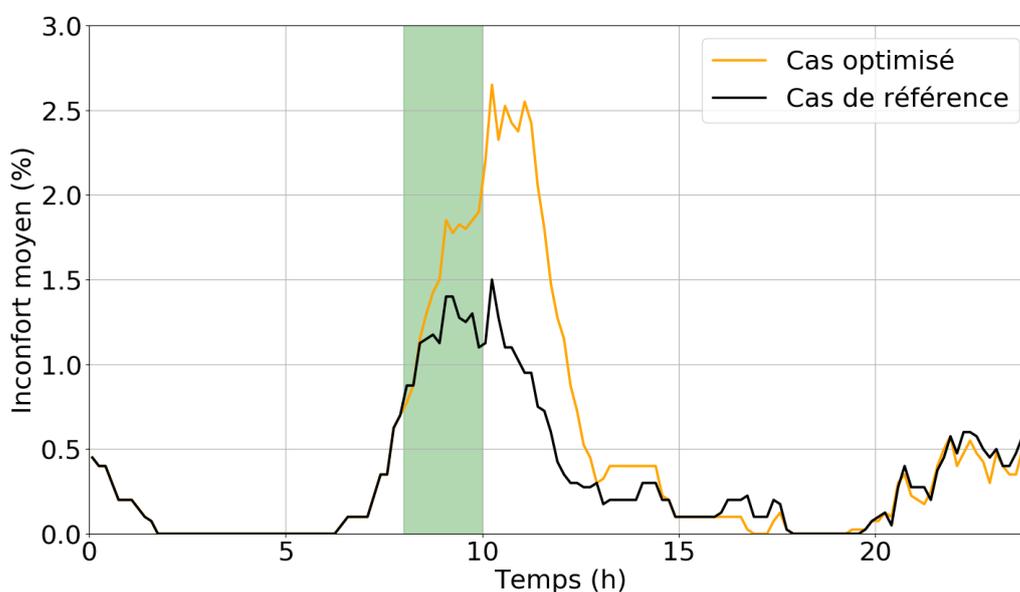


Figure 75: Pourcentage de CEEA en inconfort lors d'un délestage visant une puissance moyenne de 300 W

Dans le cas de référence, le pourcentage de CEEA à moins de 45 °C culmine à 1,5 % un (essentiellement à cause du pic matinal dans le scénario de soutirage). Il augmente jusqu'à 2,7 % dans le cas optimisé (car une importante partie des CEEA a été forcée à l'arrêt durant deux heures) à 10 h (heure de la fin du délestage).

Chapitre 4

Optimisation des ordres envoyés aux chauffe-eau électriques à accumulation

Introduction

L'optimisation en du pilotage des CEEA est utilisée dans le but d'offrir des flexibilités au réseau. Comme nous l'avons vu, ce type d'optimisation est susceptible de générer de l'inconfort. Dans le cadre de ce travail, nous proposons de considérer cet apport de deux manières différentes :

- En ne le prenant pas en compte dans la fonction objectif mais en l'observant en sortie de simulation pour contrôler l'impact du pilotage optimisé.
- En intégrant une composante d'inconfort dans la fonction objectif afin de le minimiser ;

Dans un premier temps, nous n'allons pas prendre en compte l'inconfort dans la fonction objectif. Seul l'écart avec la courbe objectif sera considéré (ETM détaillé Équation 19). Un pilotage individuel puis groupé sera mis en place.

Enfin, dans le but de maîtriser l'inconfort, il sera pris en compte dans la fonction objectif (en plus de l'écart avec la courbe objectif).

Afin de limiter la durée des simulations, l'optimisation sera effectuée sur un parc de 1000 logements équipés de CEEA. Si cela n'est pas spécifié, l'ensemble des simulations sera effectué durant une journée de semaine du mois de janvier. De même, le cas de référence sera celui décrit sur la Figure 74.

Fréquence des ordres envoyés.

Il reste à définir la fréquence d'envoi des ordres f_{ordres} aux CEEA. Cette dernière doit être un multiple du pas de simulation (2 minutes et 30 secondes) pour des raisons de cohérence numérique. Plusieurs valeurs ont été testées (sur le même exemple que dans le chapitre 3). Le Tableau 25 résume l' ETM_f ainsi que l' It_6 pour 7 valeurs de f_{ordres} .

Tableau 25: Valeurs finales de l'ETM selon la fréquence d'envoi des ordres (f_{ordres})

f_{ordres}	ETM_f	It_6	f_{ordres}	ETM_f	It_6
2,5	13,51	∅	30	<6	52
5	6,52	∅	60	<6	81
10	6,87	∅	120	7,21	∅
20	<6	77			

Au vu de ces résultats, la fréquence d'envoi des ordres qui sera utilisée est 30 minutes. Ce résultat n'est pas surprenant : comme expliqué dans le paragraphe 3, une fréquence trop élevée crée un problème trop complexe ; tandis qu'une fréquence trop faible ne permet pas de résoudre le problème. De plus, envoyer des ordres toutes les 30 minutes permet d'obtenir la courbe de charge souhaitée, et cela n'est pas contraignant pour le réseau. Cette fréquence est également celle qui a été retenue pour des essais de transmission de télécommandes au sein du projet IntermittencePlus et qui est adapté aux TIC installées.

Dans la suite de ce travail, afin de permettre à l'algorithme de déterminer une solution même dans les situations les plus difficiles (effacement important par exemple), les critères de sortie sont les suivants :

- Un ETM inférieur à 10 W ;
- 200 itérations consécutives sans amélioration de l'ETM ;
- L'algorithme a effectué 1000 itérations.

1) Optimisation du pilotage individualisé des CEEA

Ce scénario n'est pas encore réalisable aujourd'hui (il faudrait équiper chaque CEEA de France de capteur pouvant recevoir un message particulier de manière régulière), mais il va permettre d'effectuer une étude d'optimisation à fort potentiel d'effacement.

Dans ce paragraphe, cinq cas d'optimisation vont être traités afin de présenter les différents cas d'application de l'OBEP au problème :

- Les 3 premières sont des exemples de pilotage recherchés (pour effacer ou stocker de l'énergie) sur le parc représentatif de CEEA d'aujourd'hui :
 - o Délestage avec contrôle de l'effet rebond ;
 - o Délestage d'une puissance constante ;
 - o Stockage d'énergie.
- Les 2 suivantes sont des cas d'optimisation sur des parcs représentatifs fictifs (équipés en majorité de CET) ;

Pour ces cinq cas, le critère de sortie de l'algorithme a été celui lié à l'ETM.

a) Délestage avec contrôle de l'effet rebond

Une première étude est une optimisation visant à obtenir une courbe de charge fixe. Ce pilotage peut être utile pour le réseau électrique en période de pointe afin d'éviter l'utilisation de centrales thermiques. Le but est de minimiser le pic (matinal ou de début de soirée) de consommation électrique. Afin d'éviter un important rebond (qui apparaît si l'optimisation ne prend en compte que la durée de l'effacement, comme cela est visible sur l'exemple de la Figure 74), l'optimisation doit continuer après le délestage afin de contenir le rebond. Dans notre cas, cela revient à chercher à obtenir une puissance moyenne par logement de 470 W à partir de 8h.

Il faut paramétrer convenablement l'horizon d'optimisation (c'est-à-dire connaître l'heure de fin d'envoi des ordres idéale afin d'éviter un rebond ultérieur ou une puissance impossible à atteindre par le parc de CEEA). Notre proposition consiste à équilibrer grossièrement la quantité d'énergie consommée durant le pilotage avec celle consommée dans le cas de référence. Un arrondi à l'inférieur est mis en place sur l'heure de fin d'optimisation. Cela est dû aux pertes thermiques qui sont plus faibles dans le cas d'un effacement. L'heure obtenue de fin de pilotage est 11h30.

Les Figure 76 et Figure 77 présentent les résultats respectivement des courbes de charge et de l'inconfort. Ce type de pilotage est intéressant pour le réseau car il permet de diminuer significativement le pic de consommation matinal (passant de 615 W à 470 W en moyenne par logement, soit une diminution de 1,6 GW si ce pilotage était appliqué au niveau national) tout en évitant un rebond ensuite.

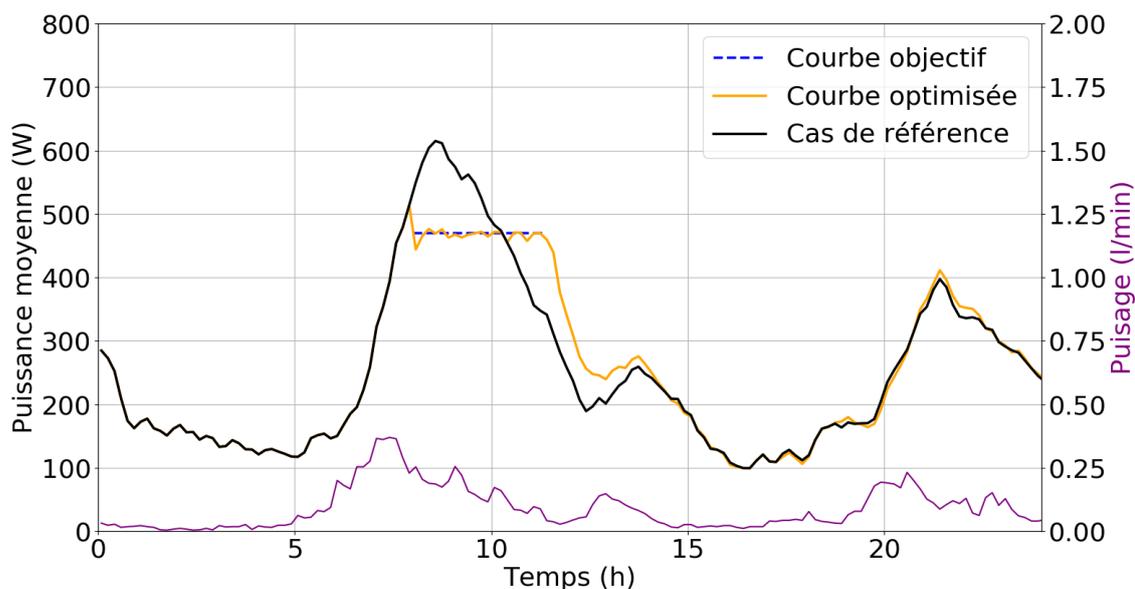


Figure 76: Courbe de charge obtenue pour une puissance moyenne souhaitée de 470 W durant 3h30

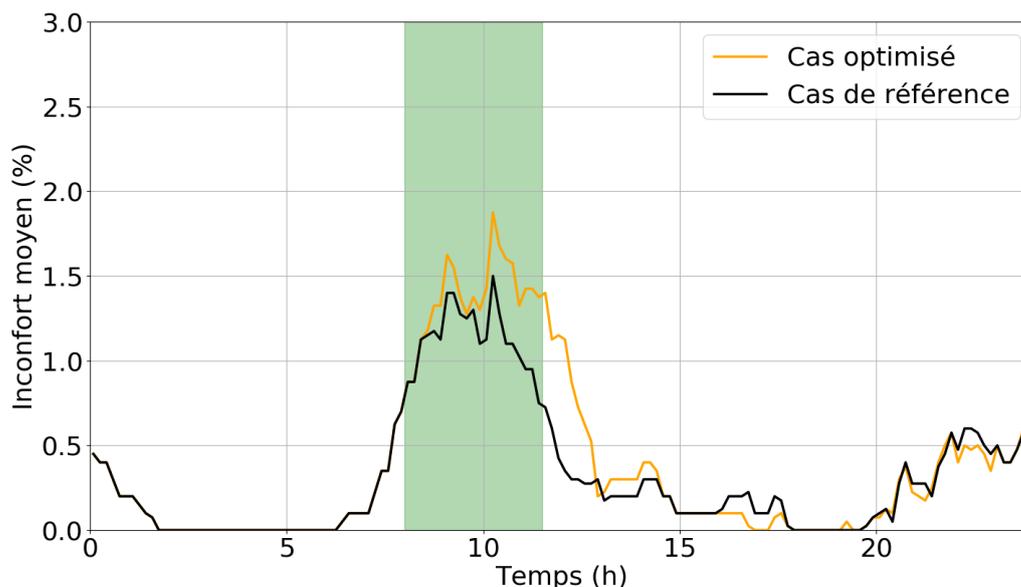


Figure 77: Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour une puissance moyenne souhaitée de 470 W durant 3h30

Bien que l'ensemble des CEEA soit autorisé à fonctionner à tout instant dans le cas de référence, certains logements sont en situation d'inconfort (voir Figure 77). Cela provient d'importants puisages qui ne peuvent être compensés instantanément par la puissance injectée dans le ballon. Dans le cas piloté, l'inconfort augmente légèrement : son pic passant de 1,5 % des CEEA à 1,9 %, ce qui est tout à fait compréhensible dans la mesure où l'on efface certains CEEA. Nous verrons plus tard dans quelle mesure cette augmentation de l'inconfort peut être maîtrisée.

Cette optimisation a été obtenue en 832 itérations (soit 4h58), comme le présente la Figure 78 à titre d'exemple (la partie rayée en gris représente le critère d'arrêt de l'algorithme selon la valeur de l'ETM : dès lors qu'elle est inférieure à 10 W, l'algorithme s'arrête). Ce temps de simulation de l'algorithme est important. Cela est dû au fait que l'algorithme d'optimisation essaie de minimiser le rebond post-délestage et à la taille importante de l'espace de recherche des particules ($2^{1000 \times 7} \cong 1,6 * 10^{2107}$ possibilités de position des particules).

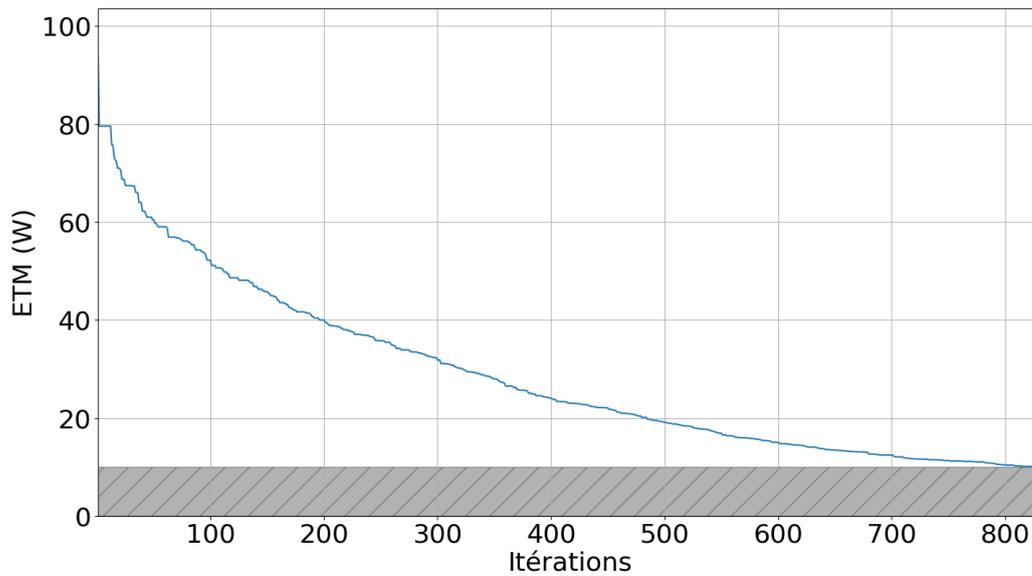


Figure 78: ETM selon le nombre d'itérations pour une puissance moyenne souhaitée de 470 W durant 3h30

Durant le pic de consommation matinal (de 8h à 10h30), 204 Wh en moyenne par logement peuvent ainsi être évités (ce qui équivaut 2,24 GWh au niveau national). Sur la durée de pilotage (de 8h à 11h30), 116 Wh en moyenne par logement sont économisés (dû, entre autres, à la diminution des pertes thermiques).

Analyse de la robustesse du pilotage optimisé face aux scénarios de soutirage.

Les résultats obtenus supposent une connaissance a priori des scénarios de puisage : les résultats présentés en matière de gains énergétiques ou d'effacement supposent donc la réalisation des soutirages prévus, ce qui est peu probable en réalité. La courbe de charge sur laquelle l'optimisation a été réalisée sera nommée « courbe de charge prévisionnelle » tandis que celle qui a réellement eu lieu sera nommée « courbe de charge réalisée » dans la suite de ce chapitre. Différents scénarios de soutirage créent des courbes de charge légèrement différentes. La Figure 79 présente la courbe de charge prévisionnelle (en noir) ainsi que 30 courbes de charge réalisées (en pointillés bleus).

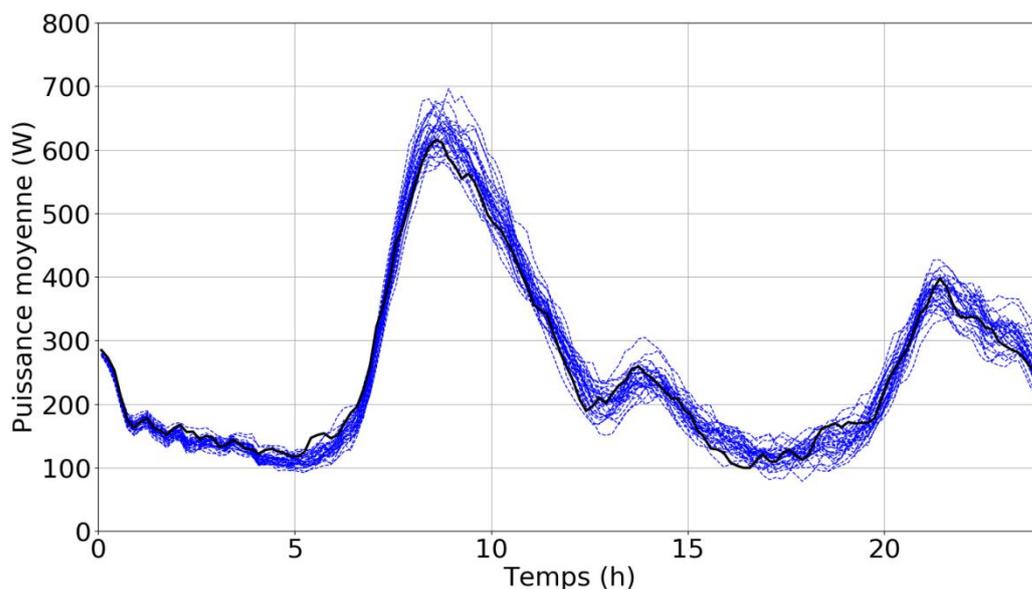


Figure 79: Courbes de charge prévisionnelle et réalisées

Nous allons maintenant nous placer dans des conditions opérationnelles « réalistes » et estimer la robustesse de l'optimisation face à la variabilité des soutirages d'un jour à l'autre. Pour cela, les ordres résultants de l'optimisation seront calculés le « jour J » avec des scénarios de soutirage observés à J-1 puis appliqués le jour J sur des scénarios de soutirage probablement différents. On distingue donc la journée prévisionnelle (J-1) et la journée de réalisation (J) sur laquelle on évalue l'impact du pilotage optimisé avec une connaissance imparfaite des soutirages réalisés.

Pour modéliser ces scénarios de soutirage différents, le parc n'est pas modifié au niveau des habitants (actifs, retraités, étudiants etc.) afin de garder un parc représentatif. De nouveaux utilisateurs sont tirés au sort parmi l'ensemble des utilisateurs de leur catégorie (actifs, étudiants, retraités, etc.).

La Figure 80 présente un schéma des différentes étapes de l'évaluation des scénarios de pilotages optimisés. L'entrée « Contrôle ON/OFF » dans un rectangle rouge représente les ordres envoyés à chaque logement. Ces ordres ont été obtenus par optimisation (voir la Figure 63). Les résultats à observer sont colorés en vert dans le schéma de la Figure 80:

- La puissance estimée : dans le but de mesurer l'écart à la courbe cible lorsque l'optimisation est réalisée avec les scénarios de soutirage réels.
- L'estimation de l'inconfort : qu'il soit pris en compte ou non dans la fonction objectif, l'inconfort est un paramètre important de sortie de simulation. Il doit être estimé afin de connaître l'impact de l'optimisation sur les utilisateurs.

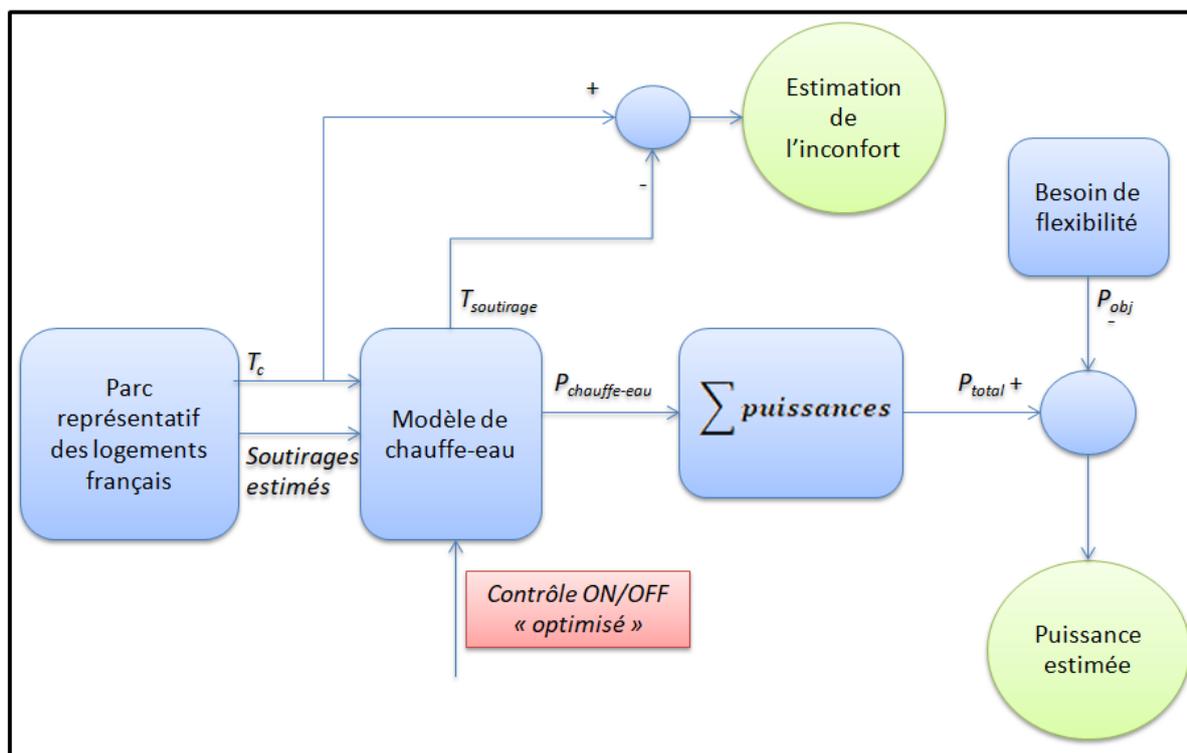


Figure 80: Schéma de l'évaluation des résultats de l'optimisation

Cette journée de réalisation est jouée 30 fois en tirant au sort à chaque fois un des scénarios de soutirage. Dans le chapitre « Création du parc représentatif », nous avons constaté que le soutirage moyen ne varie presque pas au cours de ces 30 journées, en revanche ce sont les soutirages au niveau individuel qui varient fortement. La Figure 81 présente la courbe de charge moyenne des 30 courbes de charges résultant des 30 journées de réalisation. L'ETM pour cette courbe moyenne (toujours par rapport à la courbe objectif constante de 470 W) est de 52,74 W. Cette valeur est supérieure à l'ETM du cas "à scénarios connus" (un peu moins de 10 W). Ceci était prévisible mais reste acceptable. Comme le montre la Figure 81, la courbe de charge évaluée ne satisfait pas entièrement au souhait d'éviter un rebond suite au pilotage des CEEA. La courbe de charge de référence (en noir) est la moyenne des courbes de charge des 30 journées de réalisation.

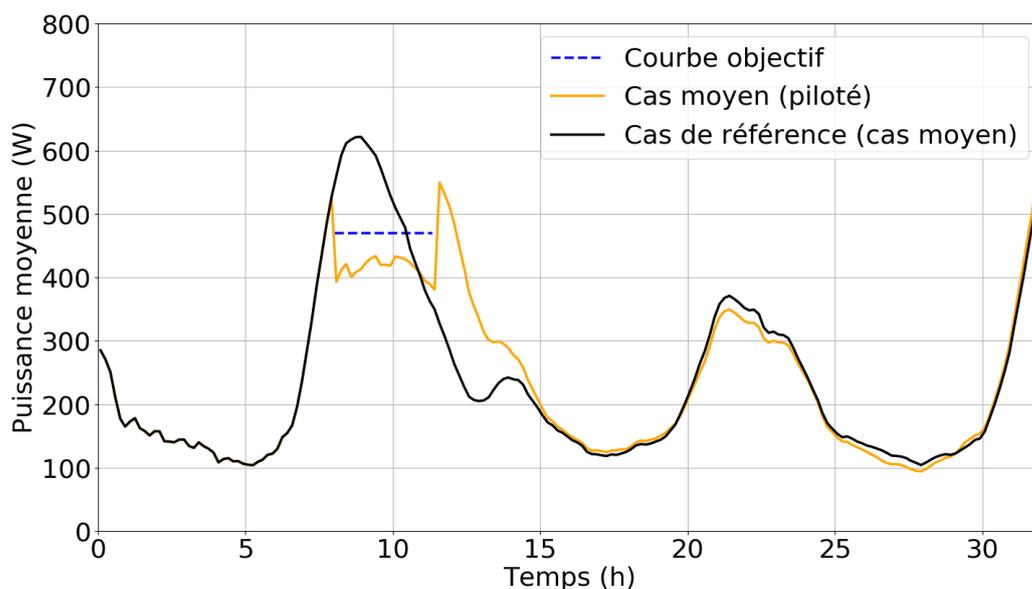


Figure 81: Courbe de charge moyenne sur 30 journées de réalisation (courbe objectif constante égale à 470 W)

La Figure 82 affiche également la meilleure courbe de charge. C'est celle qui s'éloigne le moins de la courbe objectif (c'est-à-dire dont l'ETM est le plus faible : 34,39 W). De la même manière, la Figure 83 affiche la pire courbe de charge (avec un ETM de 89,36 W). Les courbes de référence sont celle soumises au scénario de soutirage de la journée réalisée. Les valeurs des ETM sont supérieures à l'ETM "à scénario de soutirage connus" mais le résultat reste assez proche de ce que l'on souhaite obtenir (même si le rebond post-pilotage est présent).

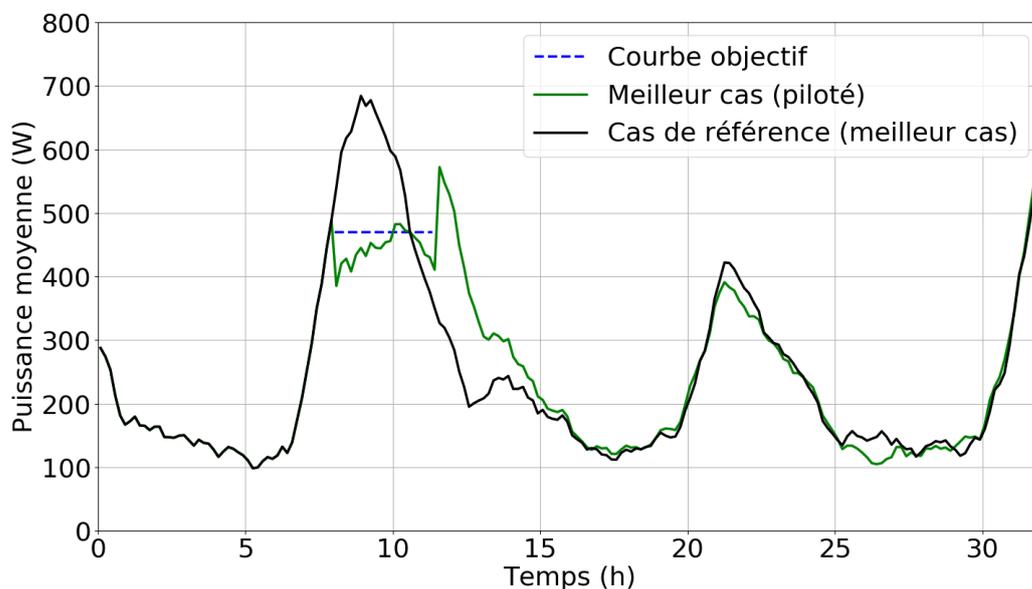


Figure 82: Meilleure courbe de charge évaluée avec courbe objectif constante égale à 470 W en moyenne par logement

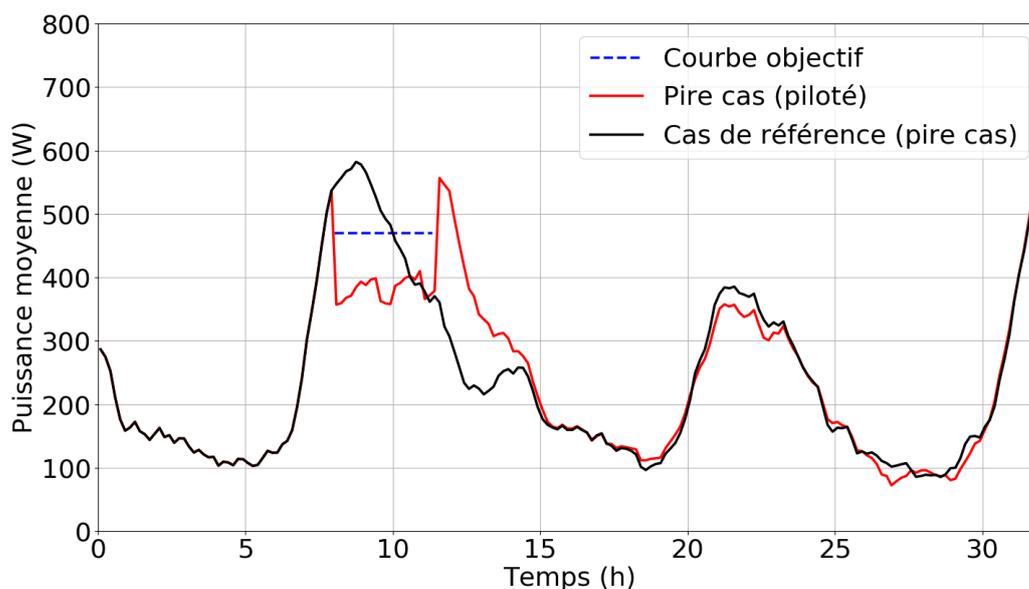


Figure 83: Pire courbe de charge évaluée avec courbe objectif constante égale à 470 W en moyenne par logement

Analyse de la position des courbes des journées réalisées par rapport à celle de la JP :

Chacune des 30 courbes de charge moyenne des journées réalisées est située en dessous de la courbe objectif. En réitérant l'optimisation (ainsi qu'une évaluation de la robustesse des ordres obtenus) de nombreuses fois, nous obtenons toujours la même disposition. Cela s'explique car l'algorithme n'a pas « visé » les bons CEEA à arrêter : il a autorisé à fonctionner de nombreux CEEA qui étaient en situation d'arrêt (grâce à leur régulation interne). C'est ce que résume le Tableau 26 qui présente (en moyenne sur les 3h30 de pilotage lors de la JP) la part de CEEA qui sont :

- Autorisés (Aut) à fonctionner et qui sont en marche (M).
- Autorisés (Aut) à fonctionner mais qui sont à l'arrêt (Arr)
- Interdits (I) de fonctionner et qui sont à l'arrêt (Arr).
- Interdits (I) de fonctionner et qui sont en marche (M). Ce cas ne se présente pas car l'ordre d'arrêt est prioritaire sur la régulation interne du CEEA.

Tableau 26: Taux de CEEA en moyenne selon l'autorisation et le fonctionnement des ballons

	M	Arr
Aut	25,9 %	35,5 %
I	0 %	38,6 %

Dans le cas de référence moyen (où l'ensemble des CEEA est autorisé à fonctionner), 71 % des CEEA sont à l'arrêt en moyenne durant la période de pilotage (et donc 29 % sont en route). Les ordres obtenus lors de la journée prévisionnelle (JP) permettent d'obtenir en moyenne durant la période pilotée 74,1 % des CEEA à l'arrêt (afin de créer l'effacement souhaité) et 25,9 % en route comme le présente le Tableau 26. En supposant que l'ensemble des scénarios de soutirage soit distribué de façon complètement aléatoire (ce qui n'est pas le cas, cela dépend du nombre d'individus présents dans le logement ainsi que de leur « type » : actif, retraité etc.), les ordres vont permettre de faire fonctionner un taux $F_{réal}$ qui est calculé par l'Équation 20. $(Aut/M)_{prév}$, $(Aut/Arr)_{prév}$ et $F_{réf}$ sont respectivement :

- En moyenne sur la période optimisée, la part des CEEA autorisés à fonctionner par les ordres obtenus et qui fonctionnent effectivement lors de la JP (25,9 % dans notre cas).

- En moyenne sur la période optimisée, la part des CEEA autorisés à fonctionner par les ordres obtenus mais qui sont à l'arrêt lors de la JP (35,5 % dans notre cas).
- En moyenne sur la période optimisée, la part des CEEA en fonctionnement dans le cas de référence (29 % dans notre cas).

$$F_{réal} = ((Aut|M)_{prév} + (Aut|Arr)_{prév}) * F_{réf}$$

Équation 20: Calcul de $F_{éval}$

Ainsi, l'Équation 21 détaille les conditions pour que la courbe des journées réalisées (C_{JR}) soit située généralement en dessous de celle de la journée prévisionnelle (C_{JP}) durant la période optimisée (l'ensemble des valeurs des paramètres est exprimé en pourcentage).

$$\begin{aligned} C_{JR} &< C_{JP} \\ \Leftrightarrow F_{réal} &< (Aut|M)_{prév} \\ \Leftrightarrow ((Aut|M)_{prév} + (Aut|Arr)_{prév}) * F_{réf} &< (Aut|M)_{prév} \\ \Leftrightarrow ((Aut|M)_{prév} + (Aut|Arr)_{prév}) * F_{réf} - (Aut|M)_{prév} &< 0 \end{aligned}$$

Équation 21: Condition pour que C_{JR} soit située généralement et en moyenne sur la période optimisée sous C_{JP}

Le terme $((Aut|M)_{prév} + (Aut|Arr)_{prév}) * F_{réf} - (Aut|M)_{prév}$ sera nommé $part_{éval}$ dans la suite de ce manuscrit. Dans notre cas, l'Équation 22 détaille le calcul de $part_{éval}$.

$$\begin{aligned} part_{éval} &= (0,259 + 0,355) * 0,29 - 0,259 \\ part_{éval} &= -0,081 \end{aligned}$$

Équation 22: Calcul de $part_{éval}$ dans le cas d'un faible effacement sur un parc composé à 10 % de CET

$part_{éval}$ est bien inférieur à 0. Si l'ensemble des scénarios de soutirage était distribué aléatoirement parmi l'ensemble des habitants du parc représentatif, ceci pourrait être une justification au fait que C_{JR} soit systématiquement située en dessous de C_{JP} en moyenne sur la période optimisée.

Pour obtenir une justification correcte, il est nécessaire de séparer les logements en plusieurs groupes et d'étudier chacun de ces groupes séparément : l'ensemble des logements ayant un CEEA de même type (CEJ ou CET), de même volume, avec le même nombre d'habitants ayant la même activité (par exemple : tous les logements équipés d'un CEJ de 200 litres composés d'une personne active et d'une personne étudiante sont regroupés ensemble). Au sein de chaque groupe, nous allons calculer le $diff_{éval}(i)$ propre à l'ensemble des logements du groupe. $diff_{éval}(i)$ est détaillé Équation 23. Il représente l'écart entre le fonctionnement moyen d'une journée réalisée et celui de la JP en termes de puissance. p_i est la puissance moyenne du groupe (qui est égale à la puissance de chaque CEEA des logements du groupe, car ils ont la même puissance au sein d'un groupe).

$$diff_{éval}(i) = part_{éval}(i) * p_i = (((Aut|M)_{prév}(i) + (Aut|Arr)_{prév}(i)) * F_{réf}(i) - (Aut|M)_{prév}(i)) * p_i$$

Équation 23: Détail du calcul de $diff_{éval}(i)$

Ce n'est qu'au sein de chacun des groupes qu'un tirage complètement aléatoire des scénarios de soutirage a lieu. Le type de CEEA ainsi que le volume du CEEA sont également pris en compte dans la séparation des logements car un CEEA ne fonctionne pas de la même manière selon son type et son volume.

Ainsi, 158 groupes sont créés. Les termes $(Aut|M)_{prév}$, $(Aut|Arr)_{prév}$ et $F_{réf}$ varient selon les groupes (ils ne sont liés qu'aux logements présents dans chaque groupe). Pour chaque groupe, si $diff_{éval}$ est inférieur à 0, la C_{JR} liée aux logements du groupe sera généralement située en-dessous de la C_{JP} des mêmes logements durant la période de pilotage (et inversement s'il est supérieur à 0). La Figure 84 présente le $diff_{éval}$ de l'ensemble de 158 groupes en fonction de la part de puissance totale de chaque groupe par rapport à celle du parc. Ainsi, plus le point d'un groupe est situé à droite sur l'axe des abscisses, plus il aura un impact

sur la C_{JR} . En effet, plus un groupe aura une puissance totale importante, plus il est important de s'intéresser à son $diff_{éval}$ car il a un gros impact sur la C_{JR} . La ligne rouge représente la limite en-dessous de laquelle la C_{JR} a plus de chance de se situer en-dessous de la C_{JP} liées au groupe.

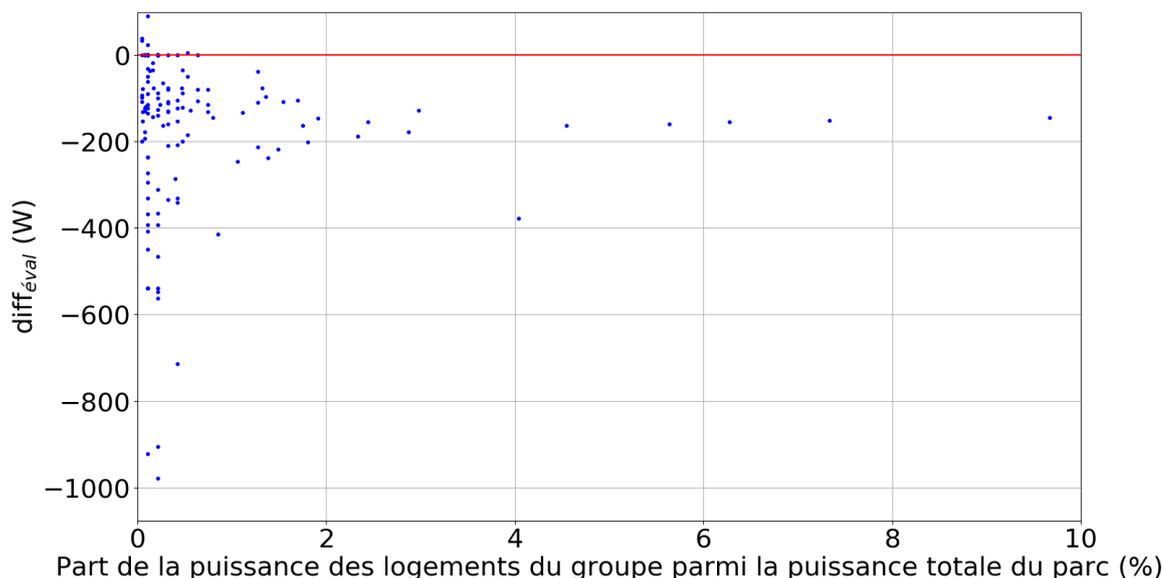


Figure 84: $diff_{éval}$ de l'ensemble des groupes pour un faible effacement sur un parc composé à 10 % de CET

Les groupes ayant la plus grande part du parc en termes de puissance ont tous un $diff_{éval}$ inférieur à 0. Sur l'ensemble des logements du parc, 93,5 % d'entre eux ont un $diff_{éval}$ inférieur à 0. Ainsi, cela explique pourquoi l'ensemble des C_{JR} se situe en dessous de la C_{JP} généralement.

Remarque : l'ensemble de ces calculs est effectué en supposant que le taux moyen de fonctionnement des CEEA dans le cas de référence ($F_{réf}$) est le même d'un scénario à l'autre. Or, ce n'est pas exactement le cas : parmi les 30 scénarios de soutirage simulés par exemple, $F_{réf}$ varie de 0,256 à 0,292 (soit une variation de plus de 14 %). Ceci explique principalement les différences observées entre les différentes C_{JR} : dans le meilleur cas (présenté Figure 82) et dans le pire cas (présenté Figure 83), $F_{réf}$ a une valeur respectivement de 0,292 et 0,256.

Dans les scénarios de soutirage des journées réalisées, l'effacement créé est trop important et un rebond est visible suite à la période de pilotage. En optimisant à J-1, et en donnant la liste des ordres à envoyer à minuit, on peut espérer obtenir une courbe de charge proche de l'objectif souhaité mais sans maîtriser parfaitement le rebond. Le Tableau 27 présente l'énergie non consommée (moyenne par logement) durant les 3 heures et 30 minutes de pilotage par rapport à la situation sans pilotage (qui diffère entre chaque journée réalisée) :

Tableau 27: Évaluation de l'énergie non consommée

Scénario	Optimisé	Moyen	Meilleur	Pire
Énergie non consommée (Wh)	208	361	220	398
ETM (W)	<10	52,73	34,39	89,36

La Figure 81 montre que les courbes de charge semblent identiques 24 heures après le début du pilotage (à 8 heures du matin le lendemain). La Figure 85 confirme cette observation en affichant l'état du stock du parc réduit (représenté par la température moyenne des CEEA de l'ensemble des logements du parc tout au long de la journée) dans le cas de référence moyen (des 30 journées réalisées) et dans le cas piloté moyen.

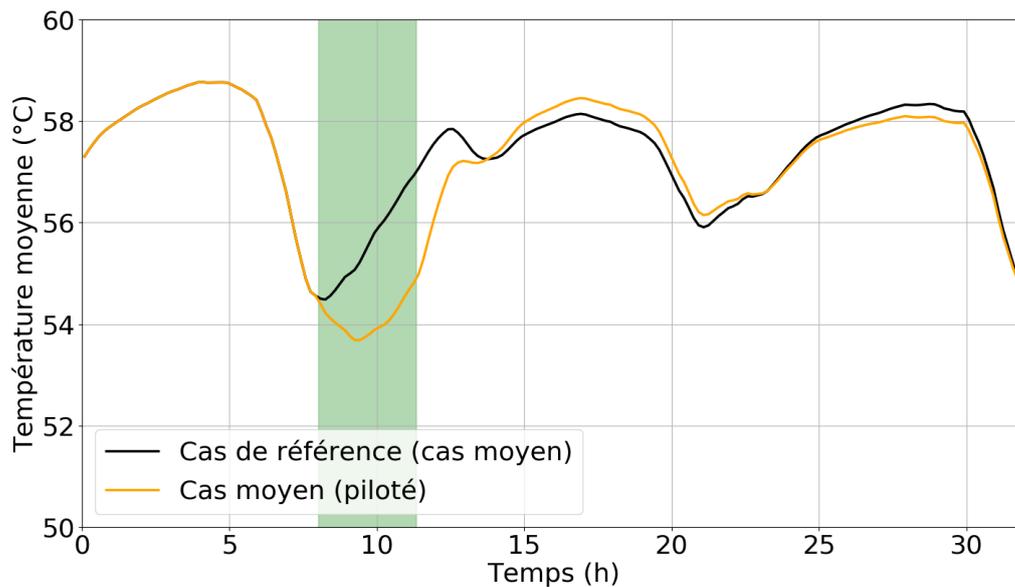


Figure 85: État du stock dans le cas de référence moyen et pour le cas piloté moyen des 30 journées réalisées (courbe objectif constante égale à 470 W)

Par ailleurs, au-delà des impacts énergétiques, il convient d'évaluer l'impact de ce pilotage en matière d'inconfort. Ici, la « qualité » d'un scénario est définie par la différence entre l'inconfort moyen (IM) dans le cas de référence de la journée réalisée et dans le cas piloté : plus les ordres obtenus créent de l'inconfort par rapport à la situation de référence, plus la journée est « mauvaise ». L'Équation 24 présente le calcul de l'IM.

$$IM = \frac{1}{nb_{pdt_pilotage}} * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} Inc(i)$$

Équation 24: Inconfort moyen pour l'évaluation de l'optimisation

$Inc(i)$ correspond à la part de logements en situation d'inconfort (température de soutirage inférieure à 45 °C) au pas de temps i . $nb_{pdt_pilotage}$ représente le nombre de pas de temps de simulation durant la période de pilotage (dans notre exemple, il vaut 84 car le pilotage dure 3h30 avec un pas de temps de simulation de 2,5 minutes). L'IM ne représente ainsi l'inconfort que sur la période optimisée. De plus, le meilleur et le pire scénario sont respectivement celui qui augmente le moins l'IM et celui qui l'augmente le plus (par rapport au cas de référence de chaque journée réalisée respective) ; ce ne sont pas nécessairement les mêmes scénarios qui représentent le pire et le meilleur cas pour l'inconfort que pour la courbe de charge.

Comme le montrent les Figure 86 et Figure 87 (affichant le pourcentage de logement en situation d'inconfort tout au long de la journée), l'inconfort évalué reste acceptable. Les journées réalisées créent légèrement plus d'inconfort que dans le scénario optimal car l'effacement obtenu est plus important.

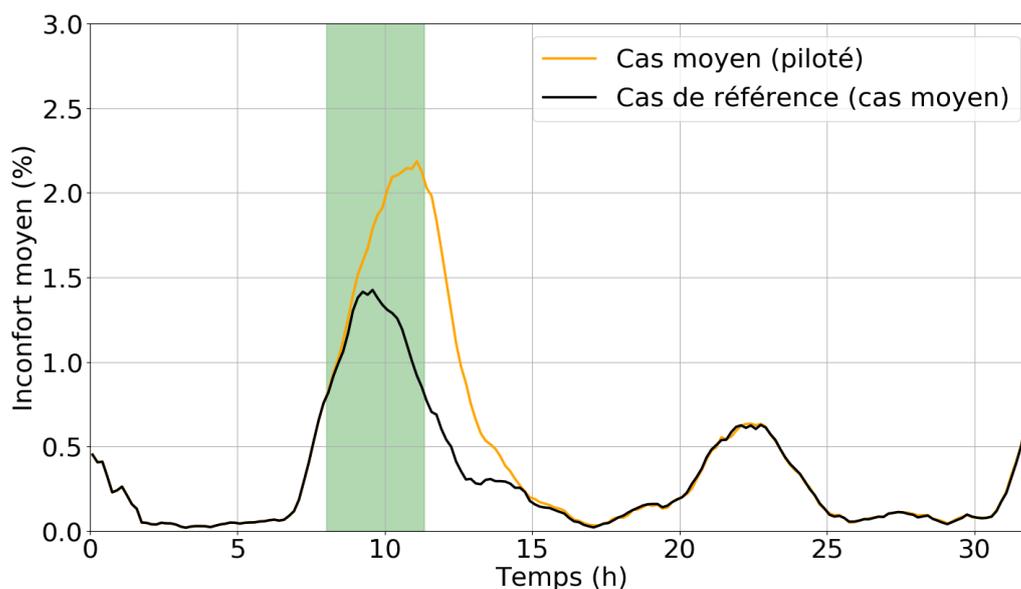


Figure 86: Pourcentage moyen de CEEA en inconfort (courbe objectif constante égale à 470 W)

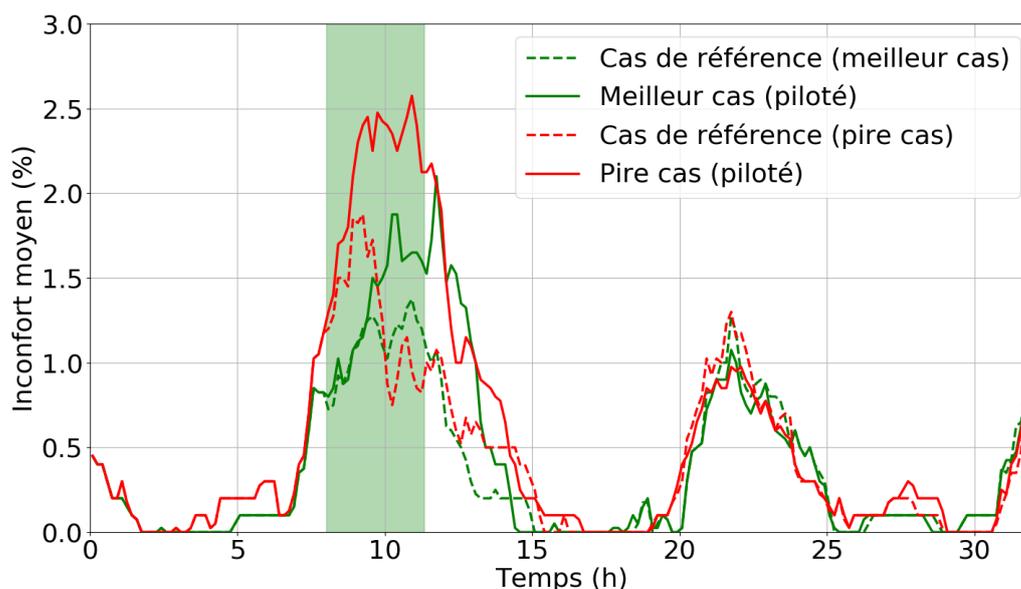


Figure 87: Meilleur et pire pourcentages de CEEA en inconfort (courbe objectif constante égale à 470 W)

Le Tableau 28 présente l'inconfort-heure (IH) supplémentaire créé par le pilotage dans 4 cas (par rapport au cas de référence de la journée affichée). L'IH est une métrique correspondant à la durée moyenne par heure d'inconfort de chaque logement de 8 h à 11h30. Il est explicité Équation 25 (il est calculé en minutes).

$$IH = 60 * IM$$

Équation 25: Inconfort-heure

Ainsi, nous pourrions représenter combien de minutes par heure en moyenne chaque usager d'eau chaude est en situation d'inconfort. Le « pire » et le « meilleur » scénario pour l'inconfort-heure ne sont pas nécessairement les mêmes que pour la courbe de charge. Dans le Tableau 28, « réf » renvoie au cas de référence de la journée présentée dans la colonne.

Tableau 28: Évaluation de la durée supplémentaire moyenne d'inconfort par heure pour une puissance moyenne de 470 W

Scénario	Optimisé		Moyen		Meilleur		Pire	
	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté
IH (min)	0,68	0,83	0,69	1,03	0,67	0,81	0,77	1,30
IH supplémentaire (%)	22,06		49,28		20,90		68,83	

En conclusion, les ordres obtenus par l'OBEP ont permis de créer un effacement important (398 Wh et 220 Wh en moyenne par logement respectivement dans le pire et le meilleur des cas) tout en ne créant pas un inconfort important chez les utilisateurs, même s'il augmente significativement par rapport à la situation de référence, en l'absence de pilotage.

b) Délestage à puissance constante

Un autre exemple d'optimisation est le cas où le réseau (au niveau local ou national) souhaite diminuer la puissance consommée d'une certaine valeur durant plusieurs heures. Ce type de pilotage peut être utile pour diminuer un pic de consommation. Ce dernier peut être dû à d'autres besoins énergétiques que ceux en ECS (le chauffage par exemple).

Dans le cas présenté ici, le but est toujours de délester durant le pic matinal : nous cherchons à diminuer la courbe de charge de 50 W en moyenne par logement équipé de CEEA de 9 heures à 15 heures (il s'agit du pic de consommation électrique au niveau national selon (RTE n.d.)). En effet, la Figure 88 affiche la consommation électrique au niveau national le 15 janvier 2019 (RTE n.d.). Cet effacement représente une diminution en moyenne de 17 % de la puissance durant 6 heures.

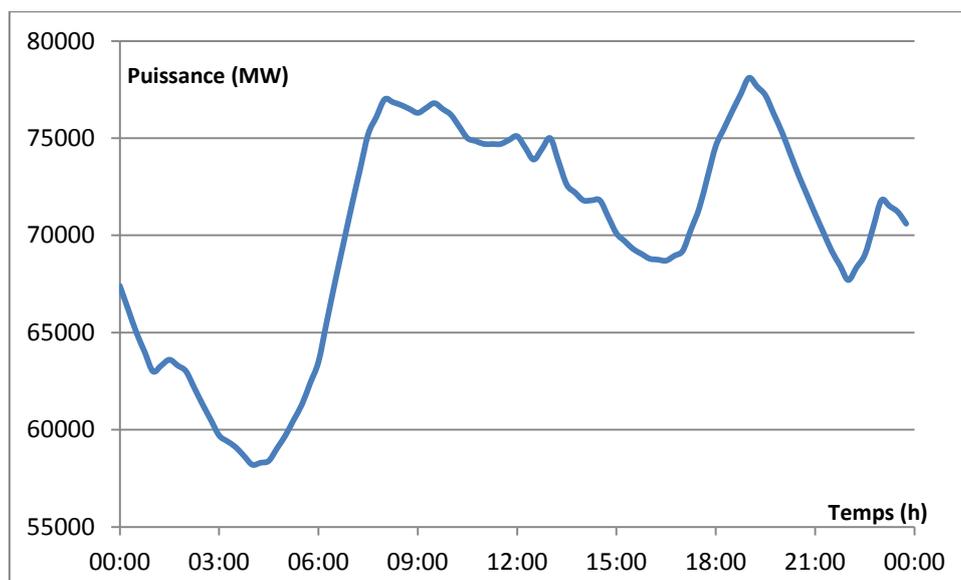


Figure 88: Consommation électrique nationale le 15 janvier 2019 (RTE n.d.)

Les Figure 89 et Figure 90 présentent respectivement la courbe de charge optimisée (ainsi que celle de référence) et l'inconfort (dans le cas de référence et le cas optimisé) durant la JP. Le résultat a été obtenu relativement rapidement : 713 itérations (soit 6h24) ont été nécessaires pour trouver 12000 ordres (12 ordres à chacun des 1000 logements équipés de CEEA).

Le rebond post-optimisation peut être accepté car il n'est pas important en valeur absolu. Quant à l'inconfort, il est logiquement supérieur au cas de référence, mais il reste acceptable : le pic d'individus en situation d'inconfort étant de 2,9 %.

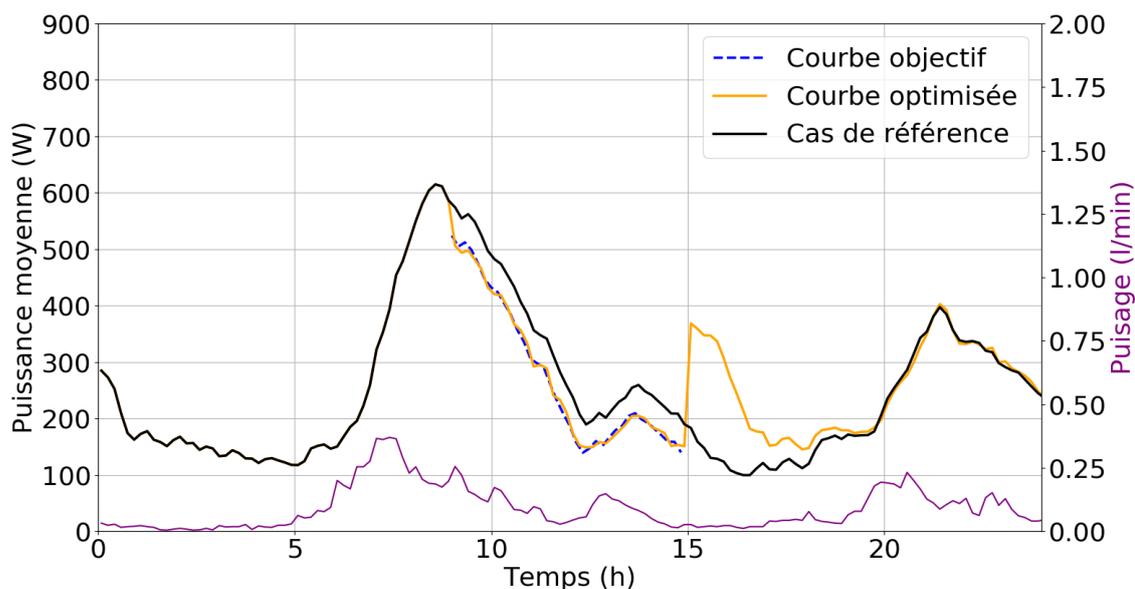


Figure 89: Courbe de charge obtenue pour un délestage de 50 W durant 6 h

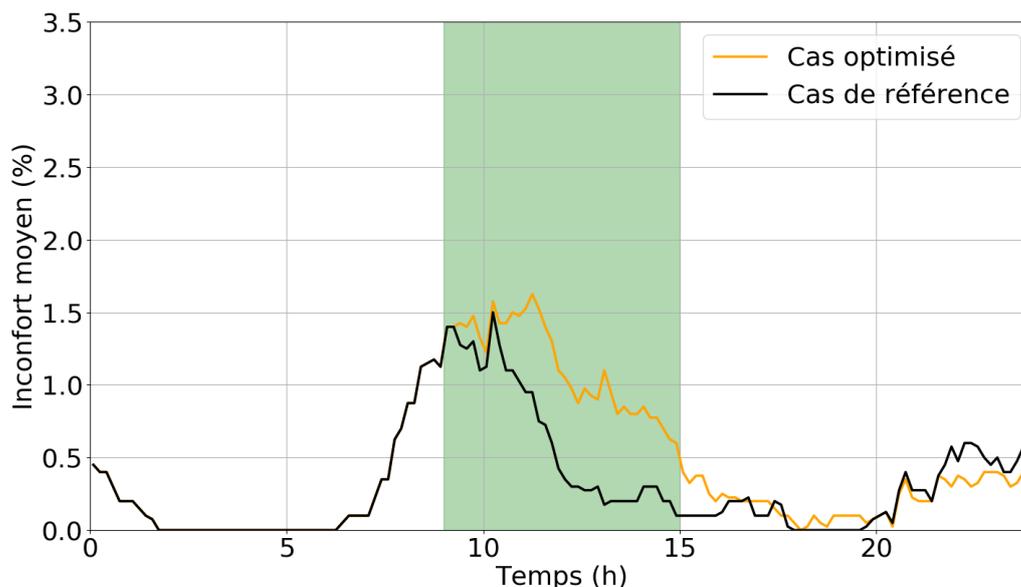


Figure 90: Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour un délestage de 50 W durant 6 h

En termes d'énergie, le pilotage a permis de diminuer la consommation moyenne par logement entre 9 h et 15 h de 326 Wh (ce qui correspond bien à une puissance diminuée de 50 W durant 6 heures). Si l'on applique ce pilotage à l'ensemble des CEEA en France (11 millions de logements), cela représente 3,6 GWh d'effacés durant 6 heures.

Analyse de la robustesse du pilotage optimisé face aux scénarios de soutirage.

De la même manière que pour l'effacement le scénario d'effacement précédent, une évaluation de la robustesse des ordres est effectuée. Le

Tableau 29 présente l'augmentation d'IH (par rapport au cas de référence de la journée de la colonne), la différence d'énergie moyenne par logement (également par rapport au cas de référence de la journée de la colonne), et l' ETM_f pour les 4 cas détaillés au précédent paragraphe.

Tableau 29: Évaluation de la robustesse dans le cas d'un effacement constant

Scénario	Optimisé		Moyen		Meilleur		Pire	
	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté
Cas								
IH (min)	0,39	0,68	0,43	0,88	0,40	0,69	0,60	1,36
IH supplémentaire (%)	73		105		72		126	
Energie non consommée (Wh)	330		311		314		336	
ETM_f (W)	<10		75,3		64,6		95,0	

Nous nous rendons compte que l' ETM_f n'est pas satisfaisant pour les cas évalués. Les Figure 91 et Figure 92 le confirment en affichant les courbes de charge respectivement des meilleur et pire cas. Les ordres obtenus pour créer un effacement constant ne sont pas donc pas robustes face à la variabilité des scénarios de soutirage sur le cas d'étude réalisé. Pourtant, l'algorithme converge. C'est une stratégie de pilotage qui nécessite de solliciter toujours plus de CEEA au fur et à mesure que le temps passe : en fin de période, la « réserve » d'effacement est semble-t-il épuisée, ce qui ne permet plus de suivre l'objectif d'effacement. Jusqu'à 11 h, les courbes des journées réalisées sont inférieures à leur courbe objectif respective.

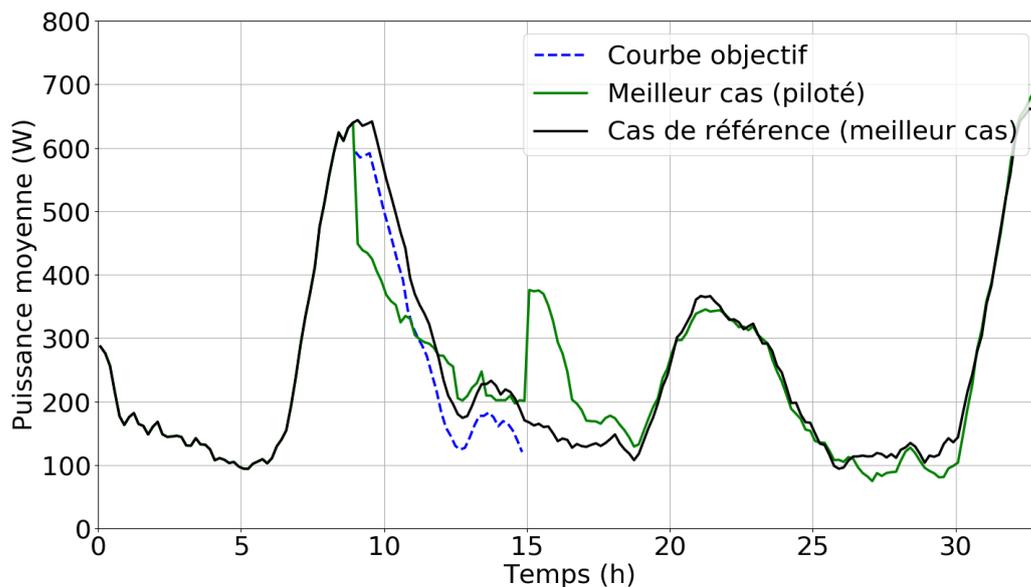


Figure 91: Meilleure courbe de charge évaluée pour un effacement constant

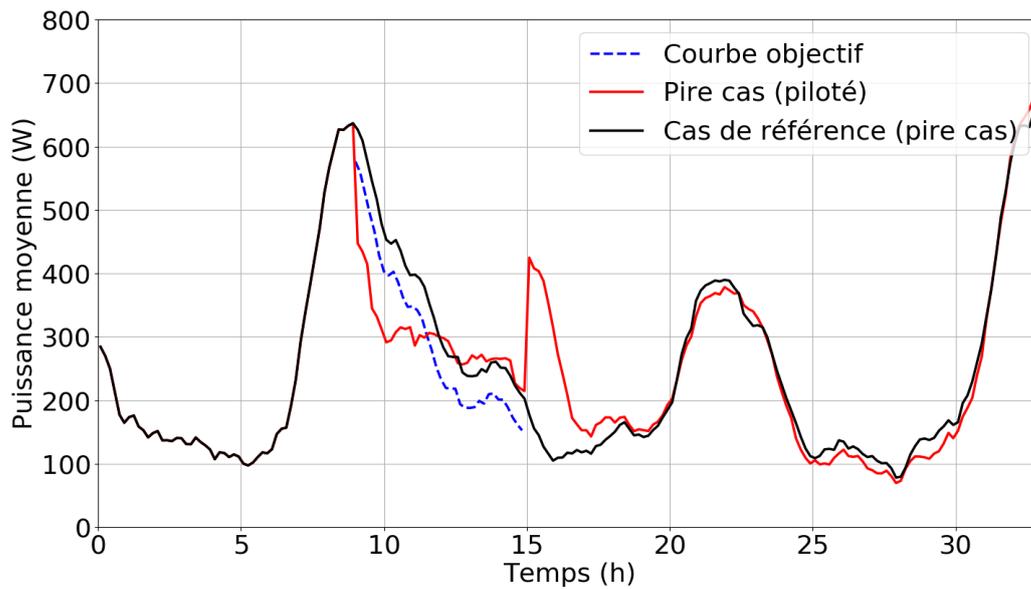


Figure 92: Pire courbe de charge évaluée pour un effacement constant

c) Stockage d'énergie

Un dernier exemple de pilotage possible est le stockage d'énergie. Il peut intéresser le réseau lors d'une prévision de surproduction d'électricité d'origine renouvelable (EnR). L'exemple présenté ici vise à stocker de l'énergie entre 14 heures et 16 heures (dû, par exemple, à des vents plus importants ou moins de nuages que prévu). Pour ce faire, les températures de consigne des CEEA sont augmentées (passant de 60 °C à 80 °C avec une bande-morte identique de 3 °C) durant la période de stockage. Cette augmentation de la température de consigne va permettre un stockage d'énergie supplémentaire mais également une augmentation des pertes statiques. Le pilotage va chercher à obtenir une puissance moyenne par logement de 600 W de 14 heures à 16 heures. Les Figure 93 et Figure 94 présentent les courbes de charge ainsi que l'inconfort obtenu. L'algorithme est parvenu à cette solution en 683 itérations (soit 2 heures et 36 minutes). Ce temps de simulation important est dû à l'éloignement de la courbe de charge souhaitée avec l'initialisation : les particules étant initialisées aléatoirement, la courbe de charge initiale était proche d'une puissance moyenne de 1125 W (la moitié de 2250 W, la puissance moyenne du parc). En effet, avec la modification de la température de consigne, l'ensemble des CEEA se met en route s'il en a l'autorisation.

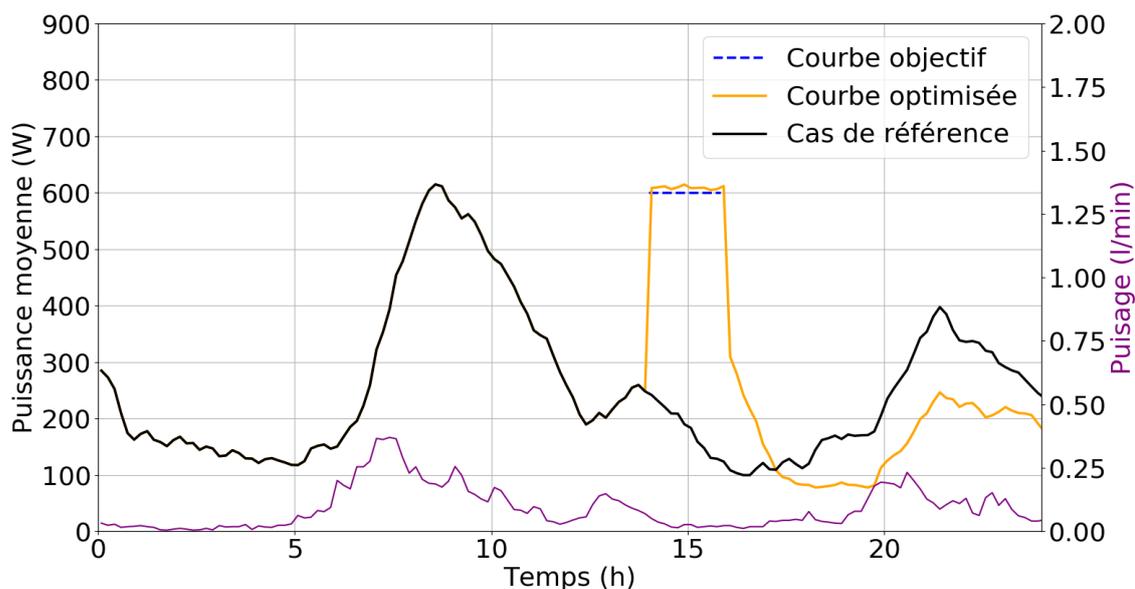


Figure 93 : Courbe de charge obtenue pour un stockage durant 2 heures

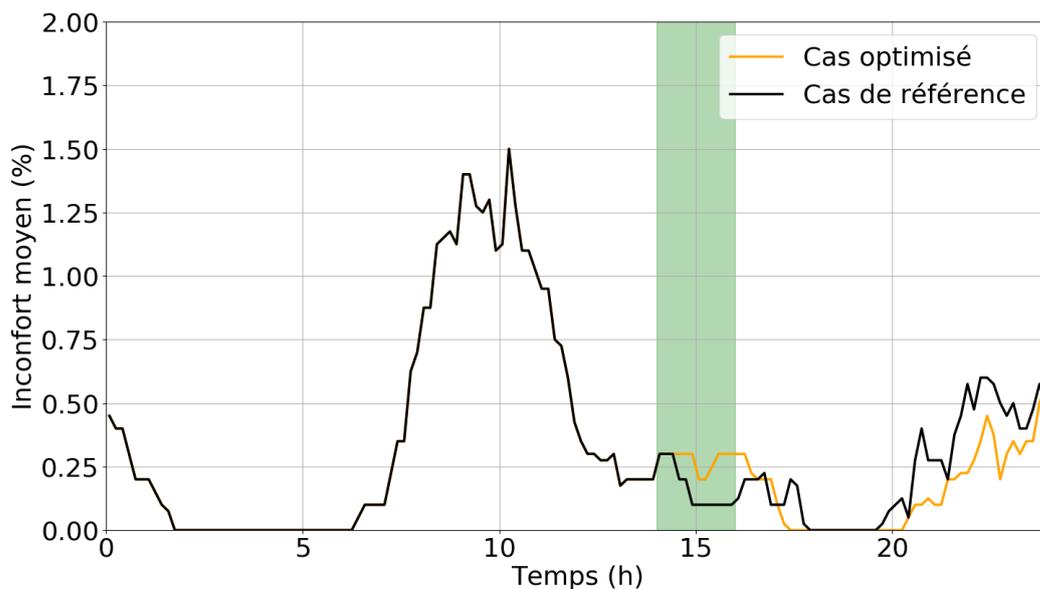


Figure 94 : Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour un stockage durant 2 heures

Ce stockage permet (en plus de gérer une potentielle surproduction d'EnR) de diminuer le pic de consommation lié aux besoins en ECS du soir. Contrairement à ce que l'on aurait pu prévoir, l'inconfort augmente sensiblement (en valeur relative) durant la période de pilotage. Cela est dû au mélange de l'eau dans l'ensemble du ballon qui a lieu lorsque l'on remet en fonctionnement un CEEA. Cependant, on s'aperçoit que l'inconfort est inférieur dans le cas optimisé lors du pic de consommation de soirée, car une importante partie des CEEA a été mis en route plus tôt dans la journée.

Les pertes thermiques ne sont que légèrement augmentées avec le pilotage créant un stockage d'énergie. De 14 h (heure de début du pilotage) à 14 h le lendemain, l'énergie liée aux pertes thermiques est :

- Dans le cas de référence : 1,93 kWh en moyenne par logement, soit 31 % de la consommation totale.
- Dans le cas piloté : 1,99 kWh en moyenne par logement, soit 32 % de la consommation totale.

Cela correspond à une augmentation de 3 % des pertes thermiques durant les 24 heures suivant le début de la période de stockage (qui dure 2 heures).

Ce stockage a forcé 3 fois plus de CEEA à fonctionner dans le cas optimisé que dans le cas de référence (comme le montrent les Figure 95 et Figure 96 affichant la part des CEEA fonctionnant tout au long de la journée respectivement dans le cas de référence et dans le cas optimisé). Cela correspond aux 851 Wh stockés en moyenne par logement : il y a en moyenne une puissance de 425 W consommée en plus dans le cas du stockage durant les 2 heures d'optimisation (par rapport à une puissance moyenne consommée de 182 W dans le cas de référence).

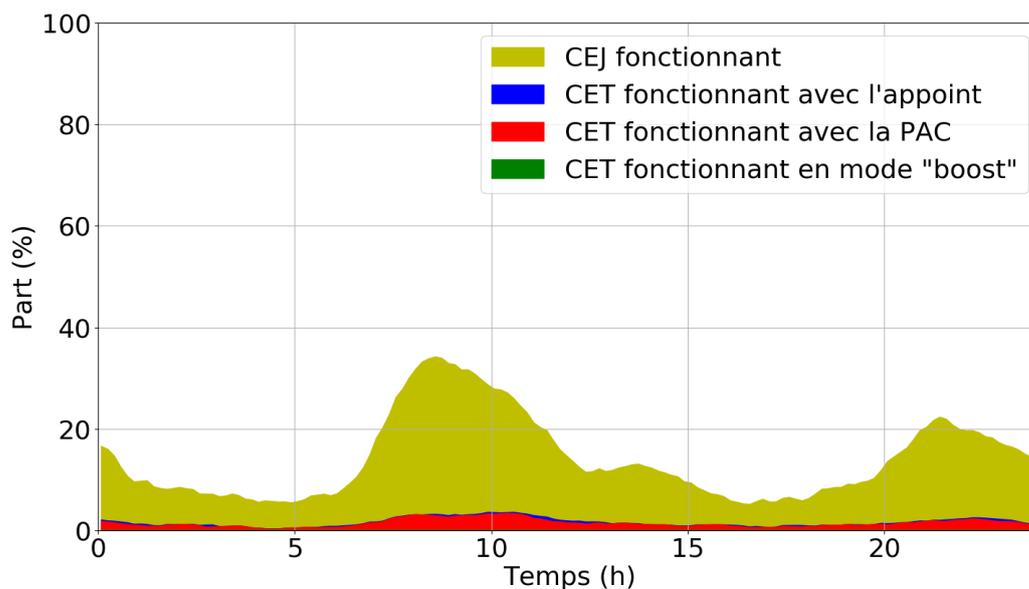


Figure 95 : Part des CEEA en fonctionnement dans le cas de référence

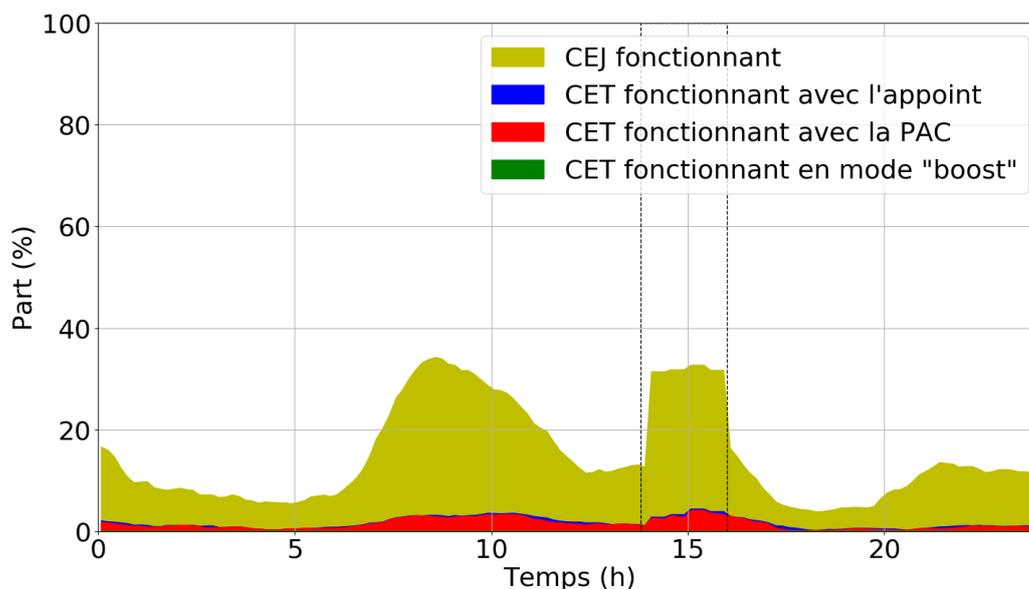


Figure 96: Part des CEEA en fonctionnement dans le cas optimisé (stockage)

Analyse de la robustesse du pilotage optimisé face aux scénarios de soutirage.

Enfin, une évaluation de la robustesse est effectuée. Les résultats sont présentés Tableau 30 (l'énergie stockée et l'inconfort par heure sont calculés durant les 2 heures de pilotage). L'énergie stockée moyenne est inférieure au cas « meilleur » et « pire » où la puissance stockée est supérieure à 600 W en moyenne par logement

contrairement à la majorité des autres cas. De la même manière, l' ETM_f du cas évalué moyen des 30 journées réalisées est seulement de 3,06 W tandis que celui de la meilleure journée réalisée est de 8,76 W car il s'agit d'une moyenne des 30 courbes de charge évaluées.

Tableau 30: Évaluation de la robustesse dans le cas d'un stockage d'énergie

Scénario	Optimisé		Moyen		Meilleur		Pire	
	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté
Cas								
IH (min)	0,10	0,17	0,12	0,17	0,06	0,058	0,24	0,44
IH supplémentaire (%)	67,5		48,3		-4,2		80	
Energie stockée (Wh)	857		812		831		834	
ETM_f (W)	<10		3,06		8,76		17,26	

Pour ce pilotage, les ordres obtenus sont robustes face aux scénarios de soutirage: quel que soit le scénario de soutirage, les ordres permettent d'obtenir une puissance moyenne surconsommée par logement de 600 W.

Conclusion des 3 stratégies de pilotage individuel.

Le Tableau 31 résume les différentes caractéristiques des 3 exemples de pilotages présentés jusqu'ici (dans le cas où les scénarios de soutirage sont connus à l'avance) :

- La différence d'énergie (sur la période optimisée (**DEPO**) ou sur les 24 heures suivant le début de l'optimisation (**DE24**)) représente la différence entre l'énergie consommée dans le cas de référence et celle du cas optimisé (en moyenne par logement).
- L'inconfort créé représente la différence entre les pics d'inconfort (**ICPI**) ainsi que l'IH (**ICIH**) du cas optimisé et du cas de référence (durant la phase de pilotage des CEEA). Cette caractéristique n'est pas affichée dans la stratégie de pilotage car l'inconfort n'est que légèrement modifié.
- La vitesse de l'algorithme (**VA**) affiche la rapidité de l'OBEP (le nombre d'itérations) à trouver une solution en initialisant aléatoirement les particules. Elle est à relativiser compte tenu de la durée de pilotage étudié (variant de 2 heures à 3 heures et 30 minutes dans nos 3 exemples).

Chacune de ces caractéristiques (en dehors de la vitesse de l'algorithme naturellement) est présentée pour la journée prévisionnelle (**JP**) et pour la moyenne des journées réalisées (**MJR**).

Tableau 31: Résumé des 3 pilotages individuels obtenus

Optimisation	But	DEPO (Wh)		DE24 (Wh)		ICPI (%)		ICIH (%)		VA (nb itérations)
		JP	MJR	JP	MJR	JP	MJR	JP	MJR	
Délestage : courbe objectif constante (a)	Minimiser un pic de consommation	208	361	22	37	0,4	0,8	22	49	832
Délestage constant (b)	Décaler un pic de consommation	330	311	45	51	0,1	0,2	73	105	713
Stockage (c)	Utiliser l'énergie des ENR	-857	-812	-86	-78	∅	∅	∅	∅	683

Nous pouvons conclure de ces résultats que :

- L'algorithme a été le plus rapide à trouver une solution acceptable pour la stratégie b) (délestage constant). En effet, il a trouvé une solution en 713 itérations compte tenu de la durée du pilotage recherché (6 heures contre 2 heures pour la stratégie c) par exemple).
- La stratégie la plus robuste aux journées réalisées est la stratégie c) (stockage). Cependant, l'horaire choisi de pilotage peut avoir un impact : les CEEA sont moins sollicités l'après-midi que durant la matinée.

- La stratégie a) permet à la fois à l’algorithme de trouver une solution acceptable de façon relativement rapide et d’être assez robuste aux différentes journées réalisées.

d) Effacement important dans un parc constitué à plus de 50 % de CET

Dans cette partie, nous étudions les résultats de pilotage d’un parc qui serait composé majoritairement de CET, ce qui sera probablement le cas dans l’avenir. Ce parc irréel constitue une projection du parc dans le futur. Pour ce faire, un parc fictif a été modélisé : l’ensemble des logements individuels (50 % du parc) a été équipé d’un CET. Nous souhaitons observer le temps d’autorisation de fonctionnement des CEEA pour un important délestage représentant environ 75 % de la charge des CET, soit une puissance appelée moyenne de 100 W de 8 h à 11 h. Comme pour les premiers exemples, les Figure 97 et Figure 98 présentent respectivement la courbe de charge et l’inconfort dans le cas de référence et avec le pilotage obtenu par optimisation. À travers cette étude de cas, on cherchera également à analyser l’éventuelle différenciation de CEEA par l’algorithme, selon qu’il soit Joule ou thermodynamique. Pour aider l’algorithme à trouver une solution plus rapidement, l’initialisation des particules n’a pas été faite aléatoirement dans ce cas : l’ensemble des CEEA a été interdit de fonctionner durant la période de pilotage lors de l’initialisation, c’est-à-dire que les particules ne contiennent que des valeurs nulles (le vecteur vitesse reste, quant à lui, initialisé de façon aléatoire). En initialisant les particules de cette manière, nous nous attendons à ce que l’algorithme « choisisse » naturellement d’autoriser à fonctionner les CEJ qui lui permettent à priori d’approcher plus rapidement (c’est-à-dire en ayant besoin d’autoriser moins de CEEA) de la valeur cible.

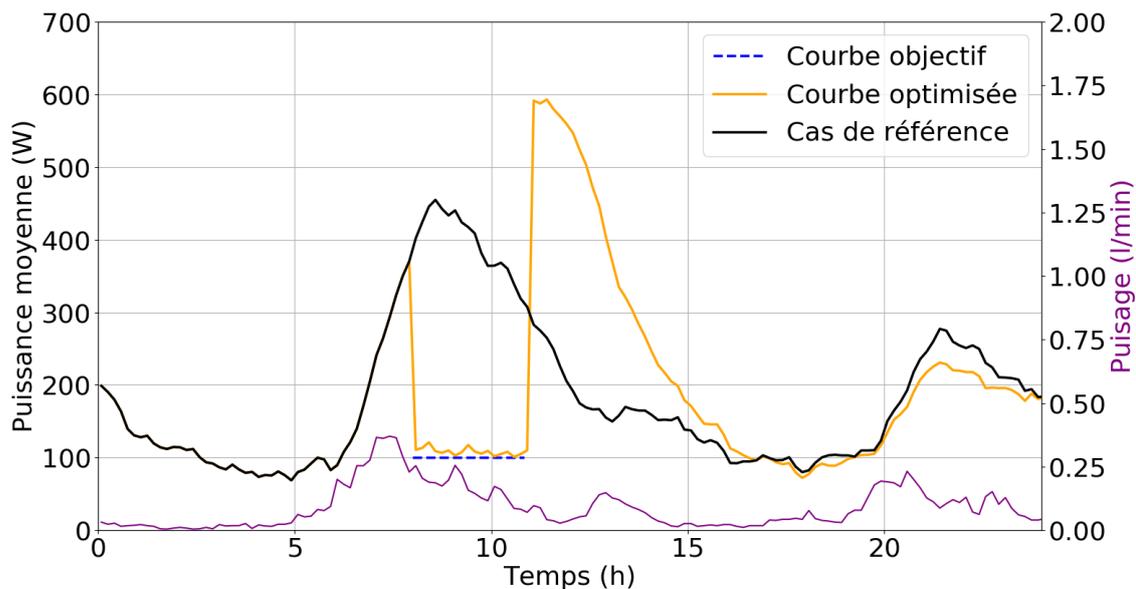


Figure 97: Courbe de charge obtenue pour une puissance moyenne de 100 W dans un parc équipé à 50 % de CET

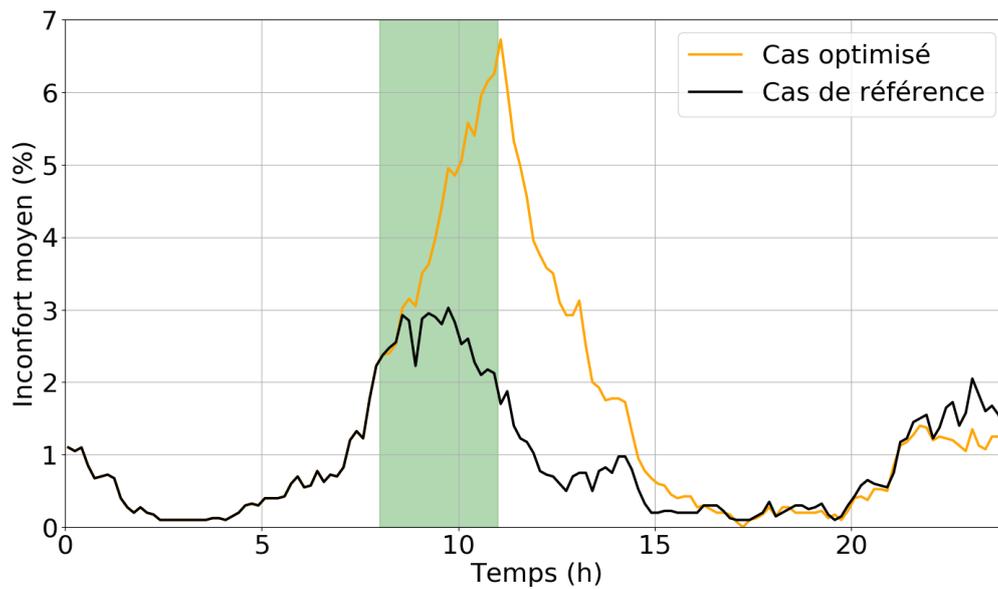


Figure 98: Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour une puissance moyenne de 100 W dans un parc composé à 50 % de CET

Afin de se rendre compte du temps de fonctionnement de l'ensemble des CEEA au cours de la journée, les Figure 99 et Figure 100 présentent la part de CEEA en fonctionnement respectivement dans le cas de référence et dans le cas optimisé (la période optimisée est entourée de pointillés noirs sur la Figure 100). On distingue les CEEA à effet Joule notés CEJ et ceux thermodynamiques notés CET qui peuvent fonctionner en utilisant l'appoint, la PAC ou encore en mode « boost ».

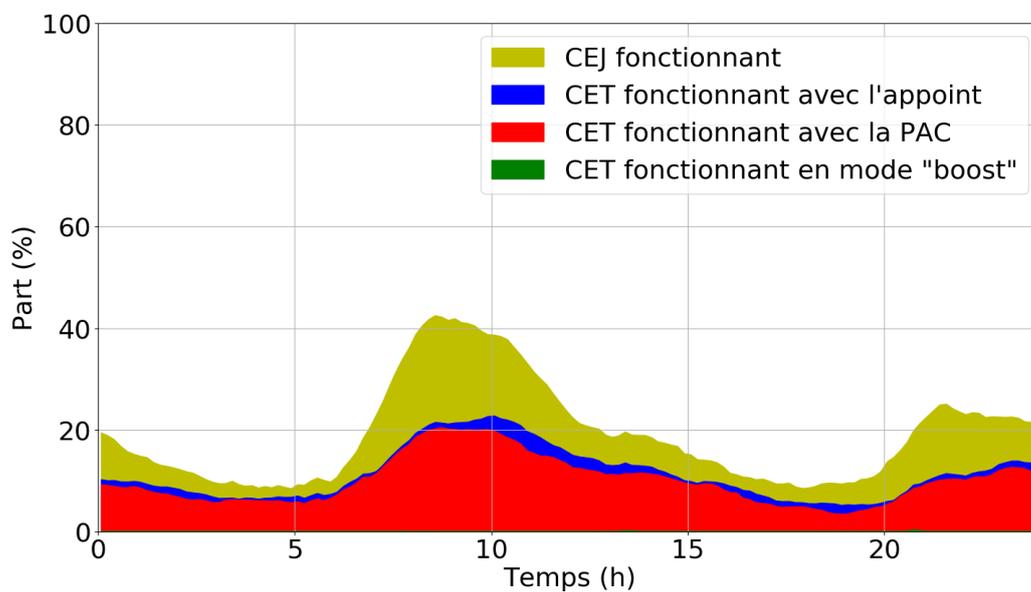


Figure 99: Part des CEEA en fonctionnement dans le cas de référence (parc équipé à 50 % de CET)

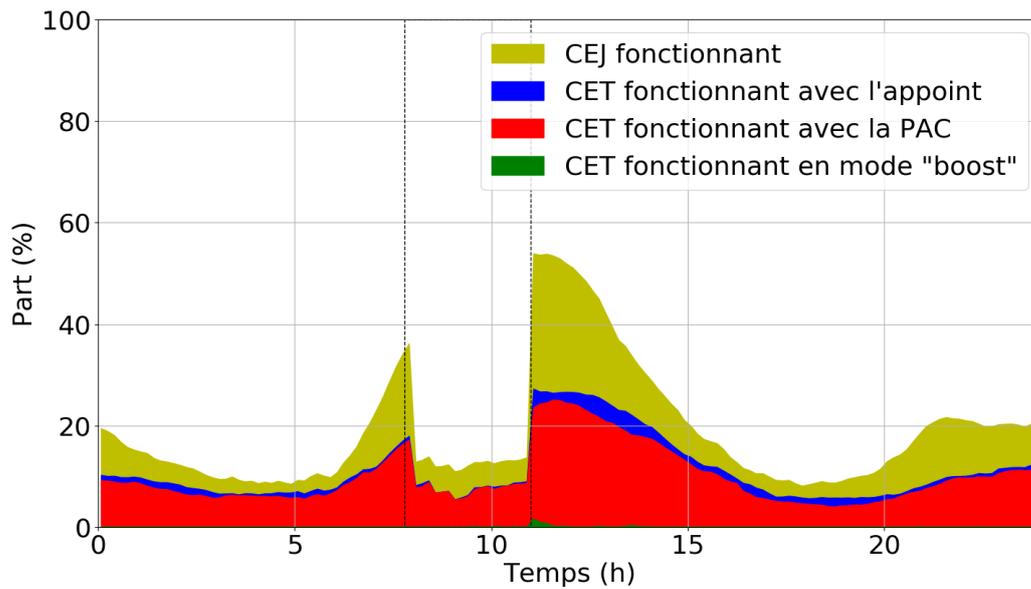


Figure 100: Part des CEEA en fonctionnement dans le cas optimisé (parc équipé à 50 % de CET)

Ainsi, on observe visuellement que les CET sont moins forcés à l'arrêt que les CEJ durant la période d'optimisation. Pour s'en assurer, la Figure 101 affiche le ratio $\frac{CET}{CEJ+CET}$ en fonction du temps qui représente le nombre de CET en fonctionnement par rapport au nombre total de CEEA en fonctionnement. La ligne rouge représente le taux moyen de fonctionnement des CET par rapport à l'ensemble des CEEA si les CET étaient en fonctionnement autant de temps que les CEJ (ce qui n'est pas vrai). Effectivement, le temps de chauffe d'un CET étant plus long que celui d'un CEJ, on observe sur la Figure 101 que la courbe de référence est souvent située au-dessus de la ligne rouge.

On observe de plus que la courbe orange (représentant le cas optimisé) est située au-dessus de la bleue (représentant le cas de référence) durant la période d'optimisation : ceci illustre bien le fait que les CET sont moins forcés à l'arrêt que les CEJ durant ces 3 heures d'effacement. Cela confirme bien que l'algorithme privilégie le chemin le « plus court » pour atteindre l'objectif recherché : interdire de fonctionner en priorité les CEJ car ceux-ci ont un plus gros impact sur la courbe de charge lorsqu'ils sont arrêtés (en comparaison avec les CET qui ont une consommation électrique plus faible).

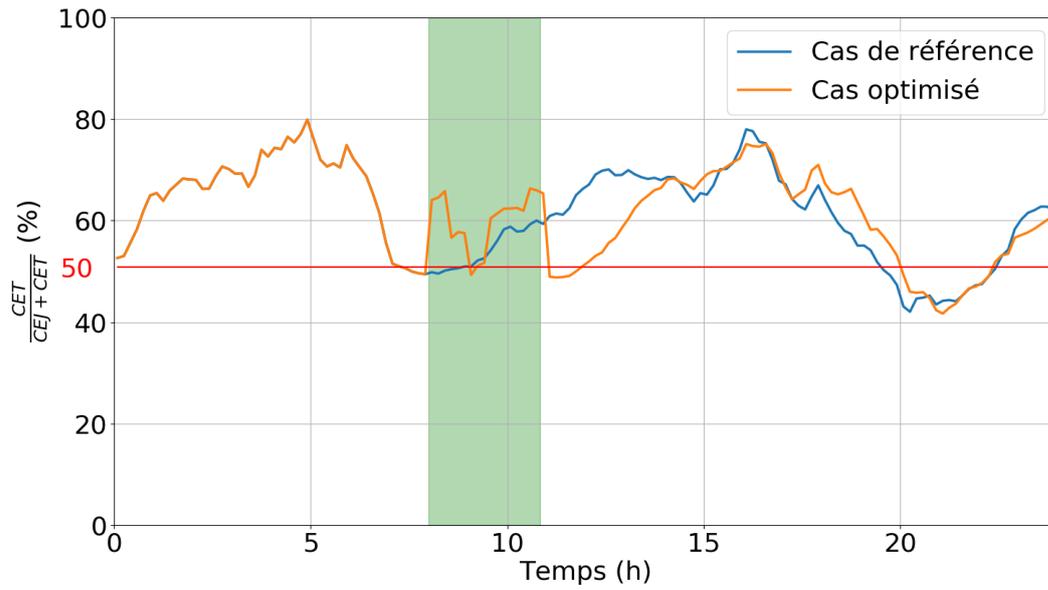


Figure 101: Ratio de fonctionnement des CET (parc équipé à 50 % de CET)

Enfin, pour observer plus précisément chacun des 1000 CEEA composant le parc représentatif, le ratio $ratio_{tps}$ (en %) entre le taux de fonctionnement de chaque CEEA dans le cas de référence et durant l'optimisation est calculé. Il est détaillé pour un CEEA à un pas de temps Équation 26. $fct_{ref}[i,j]$ et $fct_{opt}[i,j]$ sont respectivement le fonctionnement (vaut 1) ou non (vaut 0) du CEEA numéro j au pas de temps i dans le cas de référence et dans le cas optimisé.

$$ratio_{tps}[i,j] = \frac{fct_{opt}[i,j]}{fct_{ref}[i,j]} * 100$$

Équation 26: $ratio_{tps}$

La Figure 102 présente la moyenne de $ratio_{tps}$ pour l'ensemble des CEJ et l'ensemble des CET durant la période optimisée. On observe nettement que les CET sont moins forcés à l'arrêt durant cette période que les CEJ (par rapport au cas de référence). En moyenne, sur l'ensemble de la durée pilotée, les CET sont arrêtés à 64 % tandis que les CEJ à 72 %.

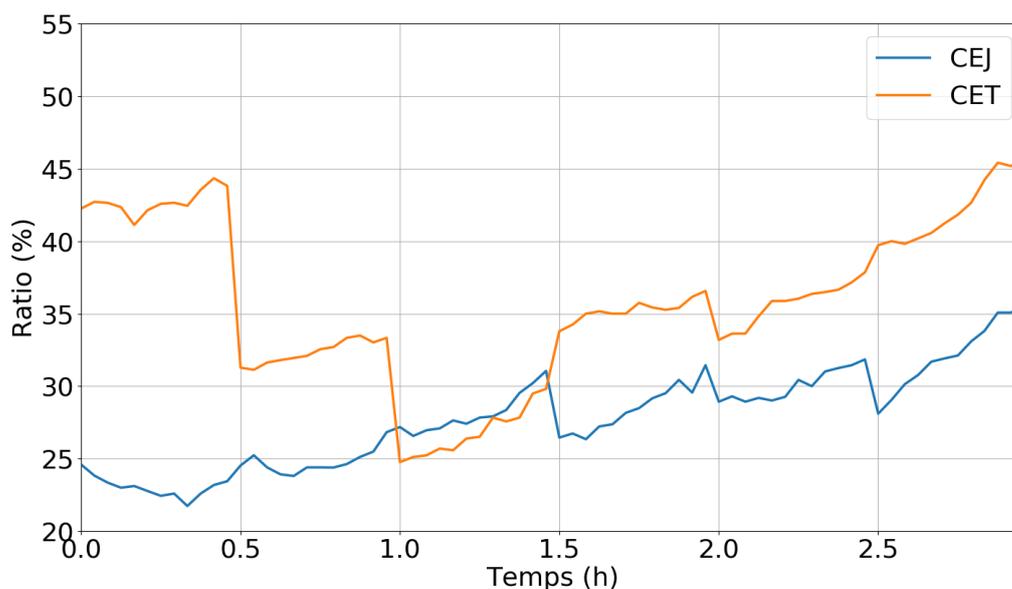


Figure 102: Part des CEJ et CET en fonctionnement durant la période optimisée par rapport à la journée de référence (en l'absence de pilotage)

Ainsi, le taux de fonctionnement a visiblement moins diminué pour les CET que pour les CEJ. Cependant, la différence entre les taux de fonctionnement n'est pas assez importante pour en conclure qu'il est optimal d'arrêter en priorité les CEJ plutôt que les CET lors d'un délestage. De plus, cela peut dépendre de la période pilotée de la journée : dans le cas de référence (où l'ensemble des CEEA est autorisé à fonctionner), durant le pic matinal, les CET représentent environ 10 % de la puissance électrique totale liée aux besoins en ECS, tandis qu'ils y contribuent pour environ 20 % à 16 heures. En outre, un biais peut exister du fait de la diffusion des CET (qui sont présents uniquement dans les logements individuels tandis que les CEJ le sont dans les logements collectifs).

Analyse de la robustesse du pilotage optimisé face aux scénarios de soutirage.

Pour cette optimisation également, une évaluation de la robustesse des ordres de pilotage optimisé aux scénarios de puisage a été effectuée. Le Tableau 32 montre que les résultats dépendent fortement des scénarios de puisage (**IH** fait toujours référence à l'inconfort-heure et **ENC** représente l'énergie non consommée durant les 3h de pilotage tandis que **JP** et **MJR** sont respectivement la journée prévisionnelle et la moyenne des 30 journées réalisées).

Tableau 32: Évaluation pour un effacement important (parc composé à 56 % de CET)

Scénario	Optimisé		Moyen		Meilleur		Pire	
	JP	MJR	JP	MJR	JP	MJR	JP	MJR
Cas								
IH (min)	1,55	2,54	1,73	2,43	1,68	2,05	1,91	3,02
IH supplémentaire (%)	64		40		21		58	
ENC (Wh)	858		635		629		664	
ETM_f (W)	<10		79		63		88	

Pour appuyer les résultats présentés Tableau 32, la Figure 103 présente la courbe de charge moyenne des 30 journées réalisées dans le cas de référence et dans le cas piloté. Nous observons bien que l'effacement n'est pas aussi important que prévu lors des simulations sans connaissance des scénarios de soutirage. Cependant, l'écart avec la courbe objectif reste raisonnable (avec un ETM_f inférieur à 80 W en moyenne). Sans détailler une nouvelle fois les raisons de la position de la C_{JR} par rapport à la C_{JP} , le terme $diff_{eval}$ de chacun des groupes de

logements identiques est généralement supérieur ou égal à 0 (87,3 % parmi l'ensemble des logements). Cela explique pourquoi les C_{JR} sont généralement situées au-dessus de la C_{JP} sur la période pilotée.

Pour rappel, les simulations des journées réalisées ne modifient que les scénarios de soutirages du parc représentatif. Les CEEA restent identiques : même volume, même type (CEJ ou CET), même puissance etc. Nous optimisons le fonctionnement de chaque CEEA en connaissant parfaitement ses spécifications techniques.

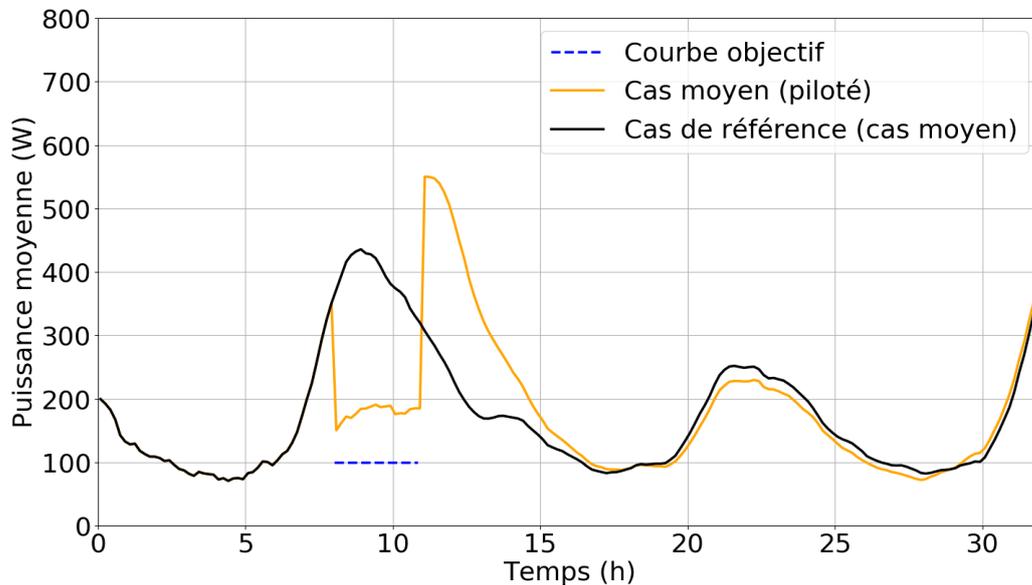


Figure 103: Courbe de charge moyenne évaluée pour un effacement important (parc composé à 56 % de CET)

e) Effacement important dans un parc constitué à 100 % de CET

Enfin, nous avons cherché à identifier dans le comportement de l'algorithme sa propension à discriminer les CET selon leur COP (ce qui est plus délicat que la distinction CEJ/CET à priori). Pour cela, un autre parc fictif est créé : cette fois-ci, l'ensemble des logements (collectifs et individuels) est équipé de CET.

Tout comme dans le paragraphe précédent, un important effacement a été demandé à l'OBEP : 50 W en moyenne par logement de 8 h à 11 h. Cela représente en moyenne 25 % de la puissance moyenne appelée sur la période optimisée. Nous nous attendons à observer une augmentation du COP durant la période optimisée : un CET à COP faible est plus intéressant à être forcé à l'arrêt. En effet, le gain en puissance électrique est plus grand pour un même volume d'eau chauffé. Pour voir l'impact du pilotage sur les CET, la Figure 104 affiche le COP moyen des CET en fonctionnement tout au long de la journée dans le cas de référence et dans le cas optimisé. La ligne rouge représente le COP moyen du parc fictif : les CET ayant un COP important sont plus rarement en fonctionnement que ceux avec un COP faible (car ils sont plus efficaces pour chauffer l'eau du ballon) ; c'est pourquoi cette ligne rouge est souvent située au-dessus du COP moyen. En effet, le dimensionnement des CET est de telle manière que deux CET identiques ayant un COP différent auront la même puissance électrique nominale mais une puissance thermique nominale différente. Durant la période de pilotage (en vert sur la Figure 104), les CET avec un COP important sont moins forcés à l'arrêt que ceux ayant un faible COP par l'optimiseur. C'est pourquoi la courbe du COP moyen des CET en fonctionnement est située légèrement au-dessus de celle du cas de référence.

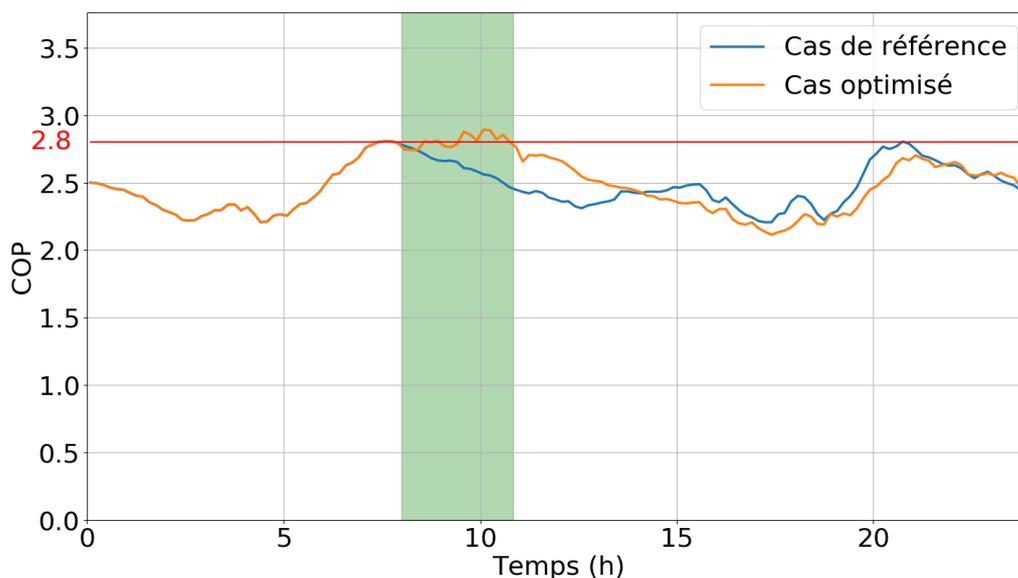


Figure 104: COP moyen des CET en fonctionnement (parc équipé à 100 % de CET)

Au vu du COP moyen présenté Figure 104, la différence dans le taux de fonctionnement semble être plus importante pour les COP les plus faibles. Pour quantifier cette tendance, le Tableau 33 présente la moyenne de cette différence (ainsi que l'écart-type) pour 10 intervalles de COP. On observe une légère diminution de la différence entre le taux de fonctionnement dans le cas de référence et celui dans le cas optimisé. Cela correspond à l'augmentation du COP moyen des CET actifs lors de la période d'optimisation.

Tableau 33: Détail des différences moyennes de taux de fonctionnement entre le cas de référence et l'optimisation en fonction du COP

Intervalle du COP	[1.75, 1.95]	[1.95, 2.15]	[2.15, 2.35]	[2.35, 2.55]	[2.55, 2.75]
Moyenne des différences	0,45	0,39	0,34	0,37	0,33
Écart-type des différences	0,07	0,28	0,32	0,31	0,33
Nombre de logements	4	12	57	114	246
Intervalle du COP	[2.75, 2.95]	[2.95, 3.15]	[3.15, 3.35]	[3.35, 3.55]	[3.55, 3.75]
Moyenne des différences	0,33	0,29	0,31	0,33	0,23
Écart-type des différences	0,32	0,31	0,34	0,29	0,25
Nombre de logements	270	180	81	26	10

En conclusion, si l'on souhaite effectuer un fort effacement uniquement sur des logements équipés de CET, le COP moyen des CET en fonctionnement peut potentiellement augmenter car l'optimiseur force à l'arrêt en priorité les CET à COP faible.

On retrouve donc un comportement similaire sur les 2 cas d'étude : l'algorithme « priorise » les CEEA au regard de leur contribution à la charge électrique lors de la période pilotée.

Analyse de la robustesse du pilotage optimisé face aux scénarios de soutirage.

Afin d'évaluer si ses résultats sont toujours valables avec des scénarios de soutirage inconnus à l'avance, une évaluation de la robustesse est effectuée. Le Tableau 34 présente les résultats tandis que la Figure 105 affiche la courbe de charge moyenne des 30 journées réalisées. Ici aussi, l'effacement obtenu n'est pas aussi important que souhaité. Les ordres obtenus par l'OBEP ne permettent pas de créer un délestage aussi important que voulu. Cela s'explique par la diversité des scénarios de soutirage. Les ordres obtenus pour un cas peuvent difficilement donner le même résultat (en termes d'effacement) pour un autre scénario de soutirage. La courbe des journées

Chapitre 4

Optimisation des ordres envoyés aux chauffe-eau électriques à accumulation

réalisées est située au-dessus de la courbe objectif pour les mêmes raisons que dans le fort effacement du parc composé à 56 % de CET.

Tableau 34: Évaluation pour un effacement important (parc composé à 100 % de CET)

Scénario	Optimisé		Moyen		Meilleur		Pire	
	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté	Réf	Piloté
IH (min)	4,75	6,56	5,06	6,12	4,61	4,92	5,11	6,63
IH supplémentaire (%)	38		21		7		30	
ENC (Wh)	411		302		305		329	
ETM _f (W)	<10		41		34		47	

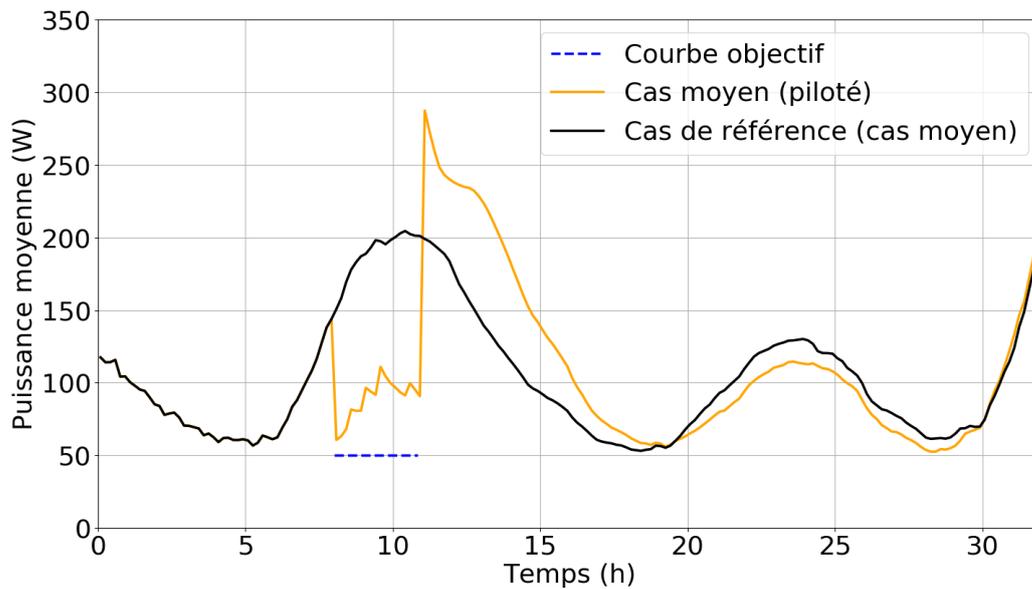


Figure 105: Courbes de charge évaluée pour un effacement important (parc composé à 100 % de CET)

2) Optimisation du pilotage par groupes des CEEA

Dans un avenir proche, les technologies de pilotage adresseront des ordres à des groupes (ou sous-population de CEEA) comme c'est le cas aujourd'hui avec la technologie de télécommunication TCFM (technologie CPL) par Enedis. Cependant, les innovations récentes permettent de composer des groupes en fonction de critères techniques ou sociologiques plutôt que de dépendre simplement de leur localisation sur une ligne Basse-Tension (BT). Nous proposons donc d'étudier des stratégies de pilotage par groupes selon différents critères de composition de groupes qui seront détaillés plus loin. En effet, les CEEA sont aujourd'hui soumis au tarif HP/HC qui assigne chaque logement à un groupe selon sa localisation géographique. Dans ce cas, les ordres seront envoyés à chaque groupe. Aujourd'hui, le pilotage HP/HC répandu à 85 % crée de fait des groupes par localisation géographique (l'ensemble des logements d'un même quartier soumis à ce pilotage reçoivent un même ordre).

Pour la simulation, le parc réduit va désormais être élargi à 4000 logements afin d'obtenir des groupes de taille suffisante pour assurer diversité et représentativité (4000 logements correspond à l'ensemble des logements équipés de CEEA dans un parc de 10 000 logements représentatif de la France). Cinq types de groupes sont étudiés :

- Les compositions selon la localisation géographique des logements.
- Les compositions par tirage aléatoire.
- Les compositions selon le nombre d'habitant des logements.
- Les compositions selon la surface des logements.
- Les compositions selon l'efficacité énergétique des CEEA des logements.

Pour les 4 derniers types de groupe, on va chercher à obtenir une puissance constante de 460 W de 8 h à 11 h 30 afin de diminuer le pic de consommation et d'éviter un rebond suite à ce délestage. Un pilotage afin d'éviter un rebond sera également mis en place dans le cas de groupes créés par localisation géographique sur un autre parc représentatif (420W pendant 3h). Comme pour le pilotage individuel, les ordres sont envoyés toutes les 30 minutes.

a) Composition selon la localisation géographique

Créer des groupes de manière géographique s'apparente à ce qui existe déjà avec le pilotage HP/HC en France aujourd'hui. Les horaires de transition dépendent de la localisation géographique (du poste source rattaché au logement) et l'ensemble des logements d'un même quartier sont soumis aux mêmes horaires (à 5 minutes près). Dans notre cas, ne connaissant pas le plan du réseau de distribution, nous allons séparer les logements selon leur indice IRIS (Ilots Regroupés pour l'Information Statistique) et faire l'hypothèse que chaque IRIS est alimenté par un unique poste source. Un IRIS constitue une partition du territoire des communes en quartiers dont la population est de l'ordre de 2000 habitants.

Afin de ne pas obtenir des milliers de groupes (il y a près de 50 000 IRIS en France), le pilotage effectué dans ce paragraphe sera mis en place sur un parc représentatif d'une grande ville française : Toulouse. Elle possède aujourd'hui 5 postes sources (qui peuvent commander plusieurs groupes différents selon la structure du réseau). Séparer les logements selon leur IRIS et non leur poste source (comme c'est le cas aujourd'hui) permet d'obtenir un pilotage plus fin. Ainsi, 44 groupes ont été obtenus (il a été décidé que 16 IRIS soient intégrés arbitrairement à des IRIS voisins car ils contiennent chacun moins de 50 logements) : la moyenne de logements par groupe est de 114, ce qui n'est pas très éloigné de la valeur dans le cas d'un pilotage pour 30 sur un parc représentatif constitué de 4000 logements (133 par groupe). Le Tableau 35 présente les caractéristiques de ces 44 groupes. La ville de Toulouse possédant plus de logements chauffés électriquement, la part de CEEA est plus importante que lors d'une représentation nationale (les 17,2 % de CEEA attribués aux logements non chauffés électriquement représentent une part plus importante). Dans notre parc représentatif, le nombre de logements équipés de CEEA est donc de 5000. L'écart (en litres par jour) représente l'écart du soutirage moyen par logement quotidien par rapport au volume puisé en moyenne sur le parc représentatif de Toulouse (102 litres).

Tableau 35: Caractéristiques des 44 groupes de Toulouse

n° groupe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Nb lgmts	105	162	56	95	301	108	150	90	262	103	128	129	161	59	58
Surf moy (m ²)	50	56	52	59	64	57	62	63	60	61	43	44	44	62	40
Vol moy (l/j)	102	95	93	106	106	102	107	100	104	118	85	83	95	100	91
Écart (l/j)	0	7	9	4	4	0	5	2	2	16	17	19	7	2	11
n° groupe	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Nb lgmts	86	85	56	96	111	131	100	68	92	108	110	96	121	277	123
Surf moy (m ²)	53	60	71	73	53	58	49	60	42	49	56	67	57	36	53
Vol moy (l/j)	96	105	115	127	92	102	106	90	83	96	99	112	117	76	96
Écart (l/j)	6	3	13	25	10	0	4	12	19	6	3	10	15	26	6
n° groupe	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	
Nb lgmts	74	89	95	109	75	135	73	161	67	150	84	55	91	115	
Surf moy (m ²)	58	70	53	56	81	58	62	52	71	42	70	62	67	62	
Vol moy (l/j)	105	111	96	104	120	111	103	104	143	89	123	94	110	108	
Écart (l/j)	3	9	6	2	18	9	1	2	41	13	21	8	8	6	

Ainsi, les groupes ont des consommations liées au puisage ECS qui varient fortement. Le parc étant différent des autres optimisations (car il est représentatif de la ville de Toulouse et non de la France), la courbe de charge de référence n'est pas la même. Dans ce cas-ci, l'optimisation cherche à obtenir une puissance moyenne de 420 W entre 8 heures et 11 heures. Les Figure 106 et Figure 107 présentent respectivement les courbes de charge et l'inconfort avec et sans pilotage. Les critères de sortie de l'algorithme sont les mêmes que lors des autres optimisations. L'OBEP a obtenu ce résultat en 68 itérations (soit 1h47).

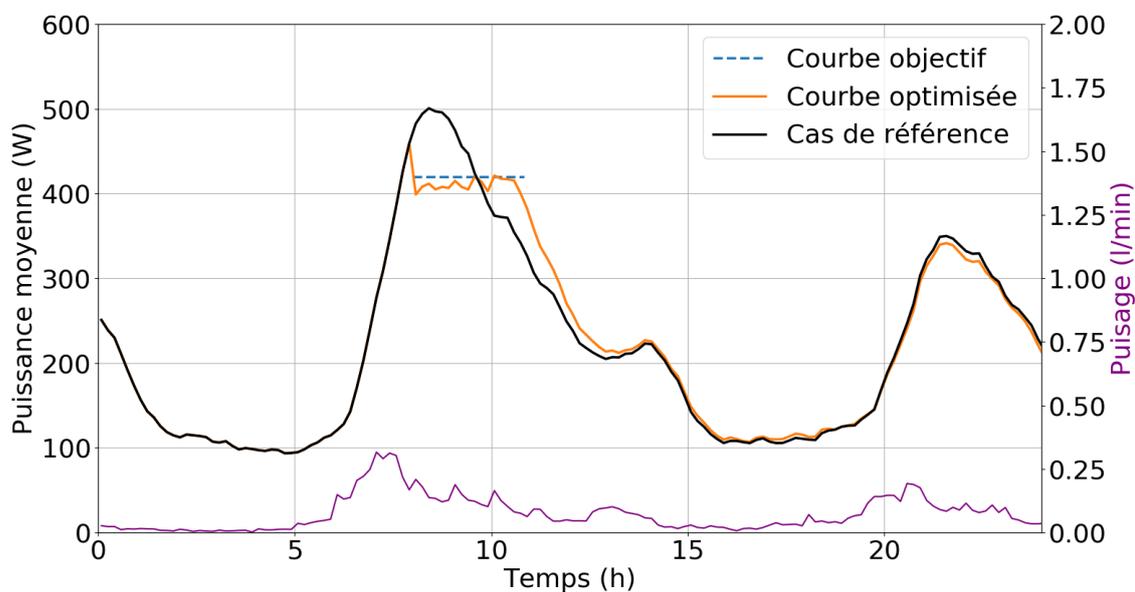


Figure 106: Courbe de charge optimisée en créant des groupes par IRIS

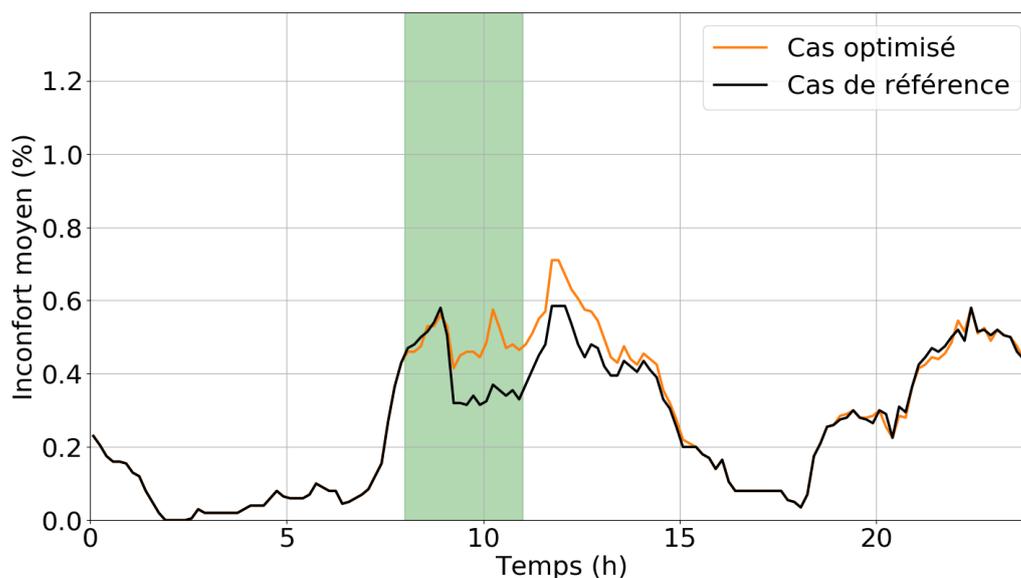


Figure 107: Pourcentage de CEEA en inconfort en créant des groupes par IRIS

Dans ce parc représentatif, 57 Wh en moyenne par logement ne sont pas consommés durant la période de pilotage (et 1,57 Wh durant les 24 heures suivant le début du pilotage). Le pic de consommation matinal passe quant à lui de 500 W à 420 W en moyenne par logement. Cette diminution équivaut à 11,5 MW pour la ville de Toulouse, qui compte plus de 288 000 logements en 2016 (INSEE n.d.) (en supposant qu'elle compte ainsi 144 000 logements équipés de CEEA). Comme le montre la Figure 108 présentant $ratio_{tps}$, chaque groupe est à peu près autant effacé (à l'exception du groupe 23, qui ne compte que 68 logements dans le parc représentatif et n'a un volume quotidien soutiré moyen par logement que de 90 litres). Cette discrimination est totalement arbitraire de la part de l'algorithme. En effet, l'optimisation a été réalisée plusieurs fois, et le groupe n°23 n'était pas plus sollicité que les autres groupes.

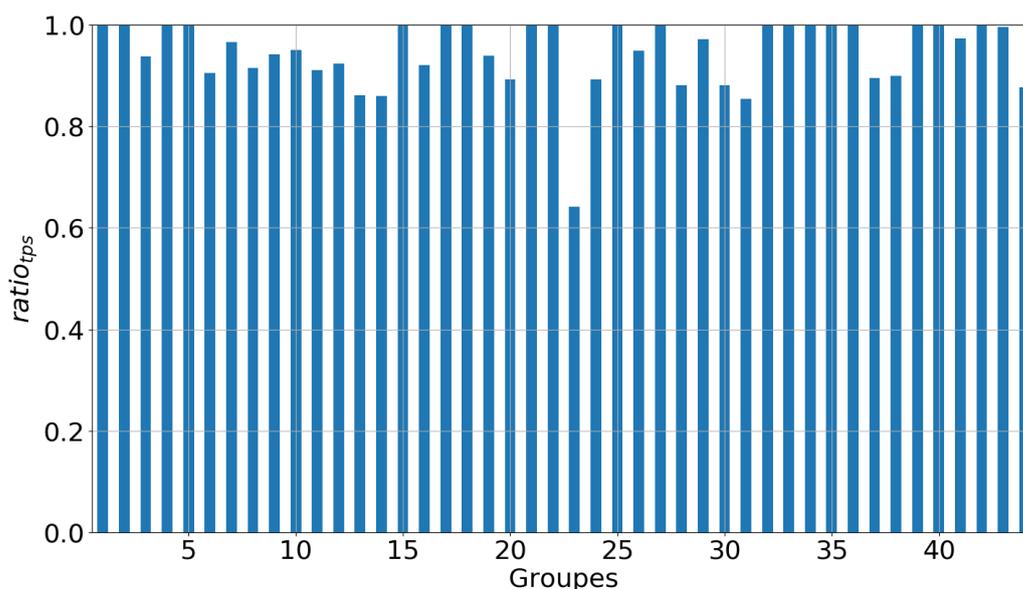


Figure 108: $ratio_{tps}$ pour 44 groupes créés selon la localisation géographique (Toulouse)

Ce pilotage par zone géographique a l'avantage de figer la composition des groupes indépendamment des habitants, ainsi que de permettre à l'OBEP de converger assez rapidement (68 itérations). De plus, il n'est pas compliqué à mettre en place pour le réseau car les postes sources ont déjà les localisations de l'ensemble des

logements. Les taux d'autorisation à fonctionner envoyés ne semblent pas dépendre du groupe (dont le nombre de logements varie selon la localisation géographique). Cependant, le nombre de groupes est directement lié au nombre d'IRIS du parc piloté. Cela signifie que ce type d'optimisation ne peut être mis en place que pour des pilotages locaux (au-delà, la complexité du problème est trop importante).

b) Composition par tirage aléatoire

Les quatre autres compositions de grappes de logement seront effectuées sur un parc représentatif de la France. La première d'entre elles consiste à créer des groupes de logements de façon aléatoire. En plus d'étudier l'impact d'un premier pilotage groupé, cette méthode de séparation des logements va également permettre de juger les résultats de l'optimisation en fonction du nombre de groupes à piloter (dans le cas d'une composition de groupes par localisation géographique, le nombre de groupes était directement lié aux nombres d'IRIS du parc étudié). Chaque optimisation effectuée dans ce paragraphe sera soumise aux mêmes critères de sortie de l'algorithme. Du fait de la durée d'une simulation (4 fois plus longue que lors de l'optimisation d'un pilotage individuel car le parc contient 4000 logements), les critères de sortie de l'algorithme ont été assouplis :

1. Un ETM inférieur à 15 W ;
2. 75 itérations consécutives sans amélioration de l'ETM ;
3. 300 itérations.

Le Tableau 36 résume les résultats obtenus pour différents nombre de groupes :

- L'ETM final ETM_f ;
- Le nombre d'itérations pour atteindre ce résultat Nb_{iters} ;
- Le temps de simulation t_{simu} (qui est directement proportionnel à Nb_{iters}) ;
- La dernière itération ayant diminué l'ETM It_f .
- Le critère de sortie de l'algorithme : 1, 2 ou 3.

Tableau 36: Caractéristiques de l'optimisation selon le nombre de groupes du parc

Nombre de groupes	ETM_f (W)	Nb_{iters}	t_{simu} (h)	It_f	Critère
40	<15	221	6,00	221	1
30	<15	127	3,45	142	1
20	18,62	172	4,67	97	2
10	27,51	99	2,69	24	2
5	29,55	93	2,53	18	2
3	72,62	113	3,07	38	2
2	90,29	76	2,06	1	2
1	90,29	76	2,06	1	2

D'après les résultats présentés Tableau 36, il y a manifestement un changement de situation à 20 groupes. Il semblerait que la diminution de la diversité ne permette pas d'atteindre le critère ETM. Il faut donc trouver un compromis entre diminuer le nombre de groupes pour diminuer la complexité du problème et conserver suffisamment de degrés de liberté pour que l'algorithme puisse s'approcher plus près de l'objectif. Le nombre de groupes permettant à l'OBEP d'obtenir les ordres souhaités le plus rapidement possible est donc fixé à 30. Ce nombre permet de limiter les possibilités à explorer pour l'algorithme tout en obtenant l' $ETM_f < 15$ W. Les groupes ont été créés de manière aléatoire, la seule contrainte a été d'obtenir des groupes de taille similaire. Le Tableau 37 présente les caractéristiques des 30 groupes :

- Le nombre de logements Nb_{lgmts}
- La surface moyenne des logements

Chapitre 4

Optimisation des ordres envoyés aux chauffe-eau électriques à accumulation

- Le volume moyen journalier puisé par logement *Vol moy*
- L'écart de *Vol moy* avec la moyenne de 125 litres/jour/logement afin de contrôler la diversité entre groupes.

Tableau 37: Caractéristiques des 30 groupes créés aléatoirement

n° groupe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Nb lgmts	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	131	121	134
Surface moy (m ²)	76	86	80	82	86	80	85	80	80	78	77	83	81	81	81
Vol moy (l/j)	128	117	129	125	125	128	112	119	126	132	131	125	121	124	122
Écart (l/j)	3	8	4	0	0	3	13	6	1	7	6	0	4	1	3
n° groupe	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Nb lgmts	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	134	130
Surface moy (m ²)	83	79	84	82	84	82	76	81	81	78	80	80	83	82	83
Vol moy (l/j)	134	118	123	109	135	130	124	120	132	123	129	131	115	129	122
Écart (l/j)	9	7	2	16	10	5	1	5	7	2	4	6	10	4	3

La Figure 109 présente les courbes de charge (de référence et pilotée avec les ordres obtenus par l'OBEP) obtenues avec 30 groupes créés aléatoirement.

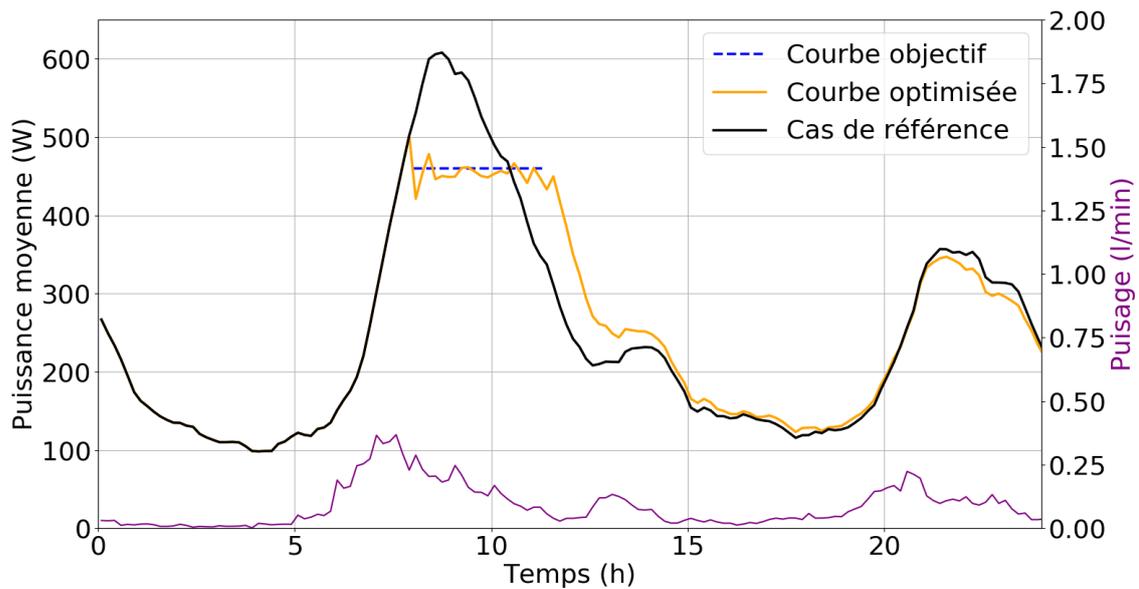


Figure 109: Courbe de charge optimisée avec 30 groupes créés aléatoirement

La courbe de charge cible est donc atteinte en 127 itérations. La Figure 110 présente le ratio pour chaque groupe entre le temps de fonctionnement moyen des logements dans le scénario piloté et dans le cas de référence $ratio_{tps}$.

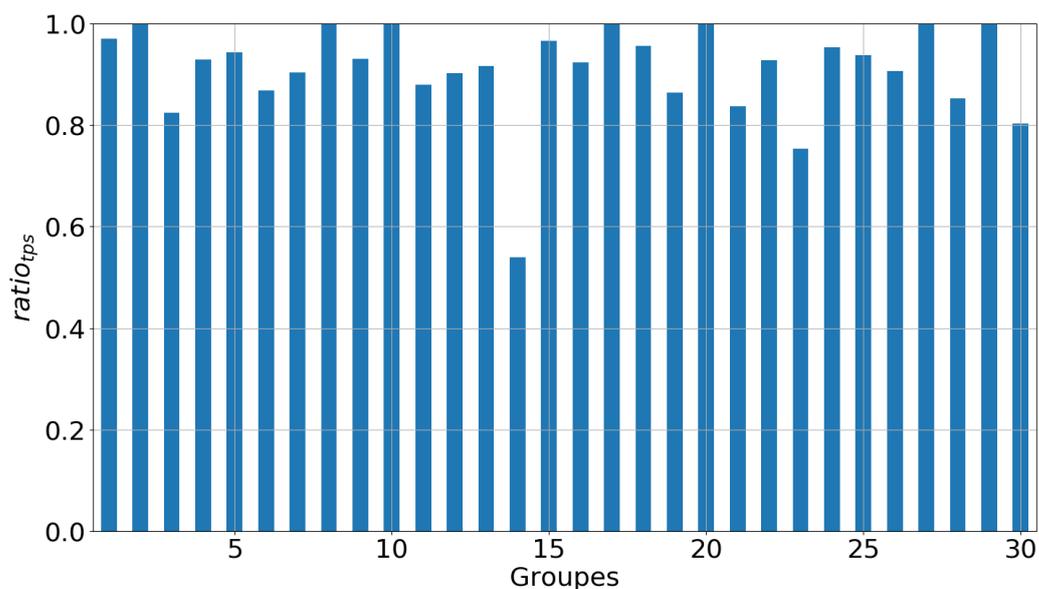


Figure 110: $ratio_{tps}$ pour 30 groupes créés aléatoirement

Selon la Figure 110, pour obtenir l'effacement souhaité, tous les groupes sont forcés à l'arrêt de manière quasi équivalente (sauf le groupe 14 qui a un taux moyen de fonctionnement 2 fois inférieur dans le cas optimisé). En relançant la même optimisation plusieurs fois, il n'y a pas forcément un groupe qui est plus sollicité par l'algorithme. La solution trouvée par l'OBEP permet ainsi de délester chaque groupe de la même manière, ce qui se ressent sur l'inconfort qui reste cependant relativement faible (voir Figure 111).

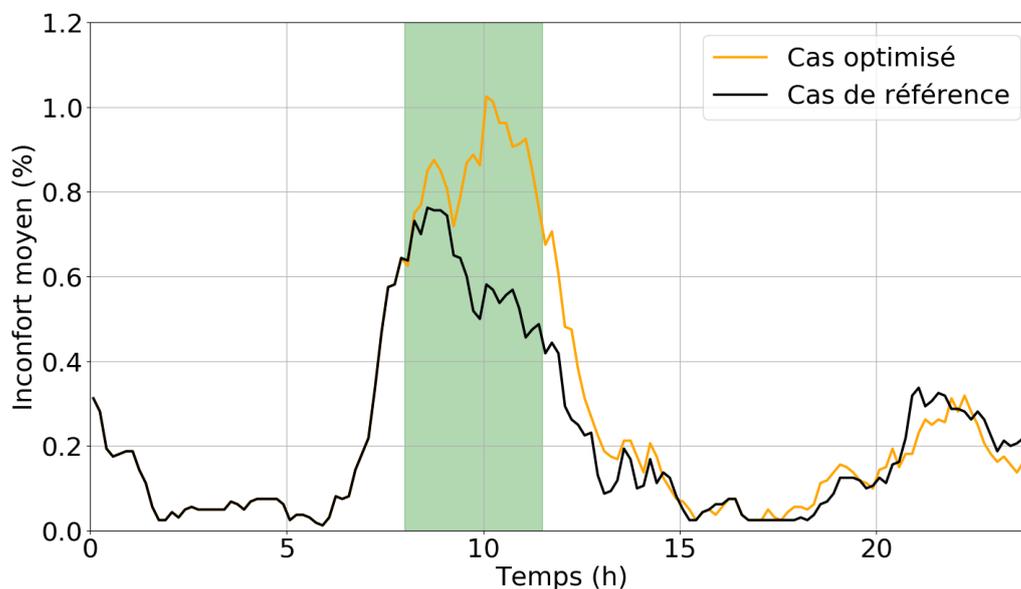


Figure 111: Pourcentage de CEEA en inconfort avec 30 groupes créés aléatoirement

Cette stratégie de pilotage permet au réseau de créer l'effacement souhaité tout en n'ayant aucune connaissance des caractéristiques des logements. Toutefois, on observe qu'il peut arbitrairement discriminer un groupe, ce qui n'est sans doute pas souhaitable sur le plan commercial. Il serait préférable de changer de groupe à discriminer à chaque nouvelle optimisation.

c) Composition selon la population du logement

Il est aussi possible de créer des groupes en fonction du nombre d'occupants dans chaque logement, d'autant plus que cette donnée est facilement collectable auprès des ménages (lors de l'installation ou de la souscription à un contrat de fourniture d'électricité par exemple) et que le puisage journalier est fortement corrélé au nombre d'occupants. Tout comme lors du pilotage par groupes créés aléatoirement, 30 groupes sont obtenus selon que les logements aient 1, 2, 3, 4 ou plus de 5 individus recensés dans le parc représentatif constitué de 4000 logements. Ainsi, les groupes créés ne sont pas tous forcément de la même taille (en termes de nombre de logements les composant). Le nombre de groupes par « classe » (chaque classe étant déterminée par le nombre de personnes dans le logement) a été déterminé afin d'obtenir des groupes ayant environ le même nombre de logements. Le Tableau 38 résume en fonction du nombre d'individus dans les logements :

- Le nombre de groupes.
- Le nombre de logements concernés au total.
- Le nombre moyen de logements par groupe *Nb moy lgmt*.
- Le volume moyen soutiré *Vol moy* par logement par jour.
- La surface moyenne des logements.

Par exemple, il y a 1748 logements parmi les 4000 logements du parc séparés en 13 groupes qui sont occupés par 2 individus.

Tableau 38: Diversité des logements en fonction du nombre d'individus par logement

Nombre d'individus	1	2	3	4	5+
Nombre de groupes	12	13	3	1	1
Nombre de logements	1559	1748	414	174	65
Nb moy lgmt	130	134	138	174	65
Vol moy (l/j/lgmt)	73	140	184	228	291
Surface moyenne (m²/lgmt)	60	88	94	105	113

Dans cette optimisation, l'OBEP converge relativement rapidement : elle obtient un ETM inférieur à 15 W en 89 itérations (2 h 18). Afin d'étudier les ordres obtenus en fonction du nombre d'individus dans les logements, les Figure 112, Figure 113, Figure 114, Figure 115 et Figure 116 présentent les courbes de charges moyennes dans le cas de référence et dans le cas optimisé (la courbe rouge présente le soutirage moyen pour la classe affichée) respectivement pour :

- 1 personne par logement ;
- 2 personnes par logement ;
- 3 personnes par logement ;
- 4 personnes par logement ;
- 5 personnes ou plus par logement.

On observe que les classes ne sont pas sollicitées de manière homogène ni entre elles ni dans le temps pour une classe donnée. Régulièrement, on constate des rebonds au sein de classe.

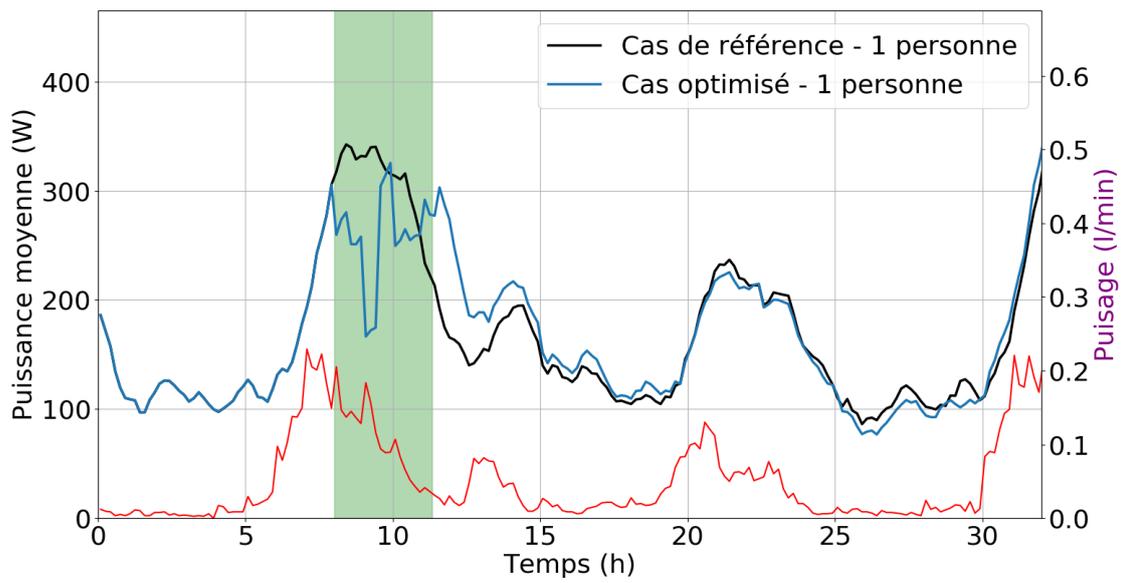


Figure 112: Courbe de charge optimisée pour la classe "1 personne par logement"

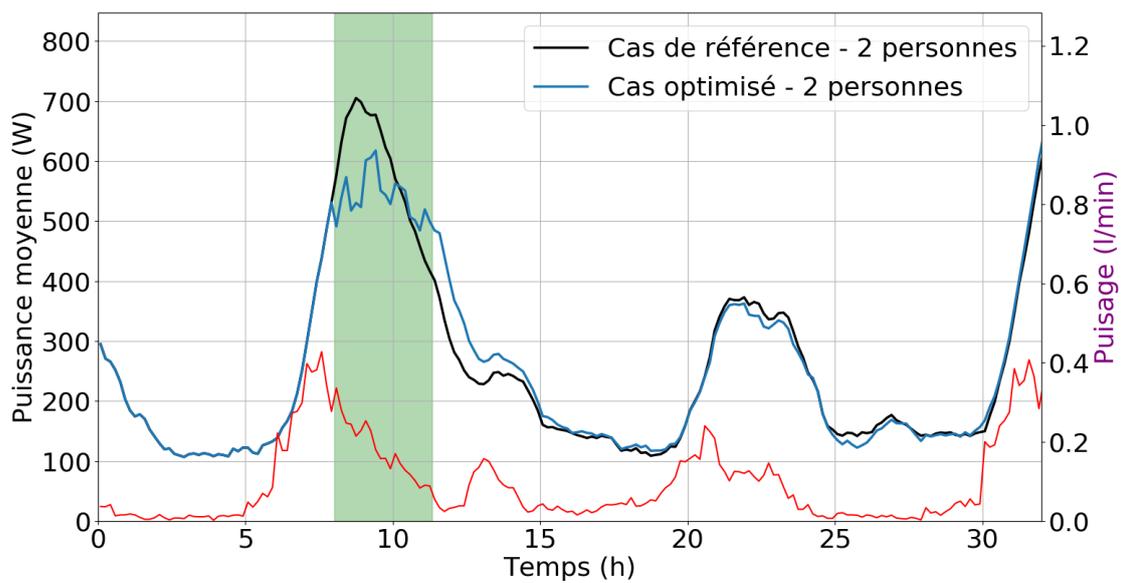


Figure 113: Courbe de charge optimisée pour la classe "2 personnes par logement"

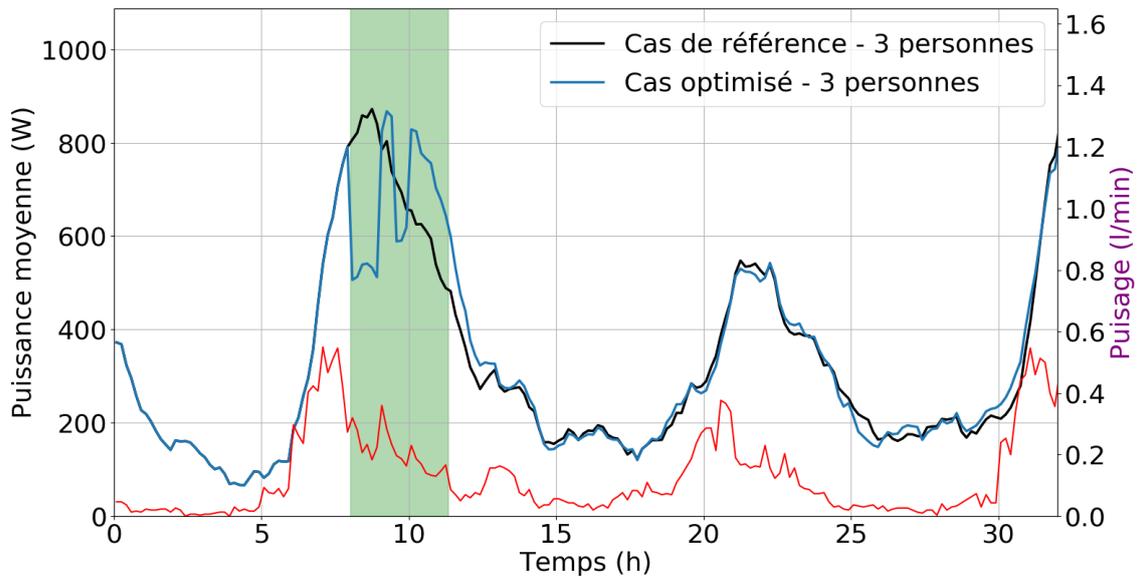


Figure 114: Courbe de charge optimisée pour la classe "3 personnes par logement"

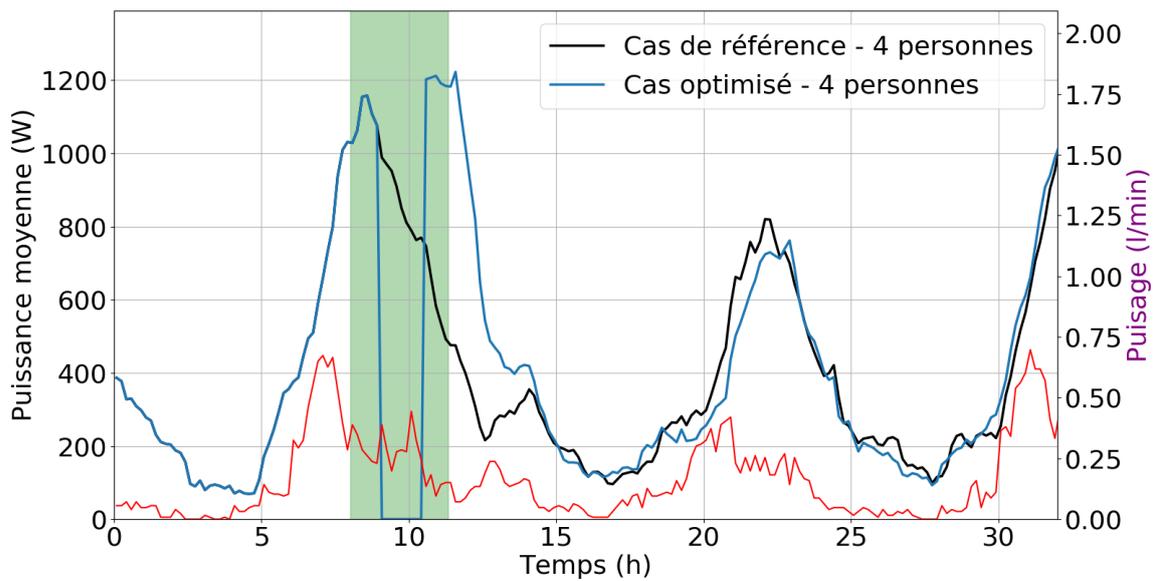


Figure 115: Courbe de charge optimisée pour la classe "4 personnes par logement"

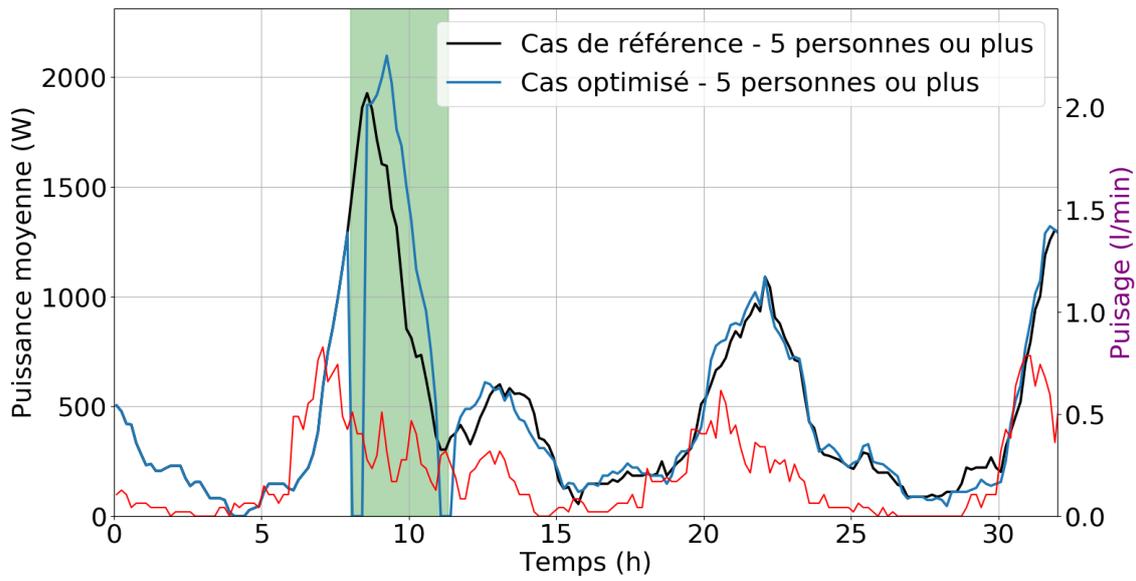


Figure 116: Courbe de charge optimisée pour la classe "5 personnes ou plus par logement"

Pour résumer les différents résultats, la Figure 117 affiche les ordres moyens envoyés aux logements de chacune des 5 classes (il y a 7 ordres à envoyer au total pour chaque logement, car le pilotage dure 3h30 et un ordre est envoyé toutes les demi-heures). Nous pouvons conclure que le nombre de personnes dans les logements n'est pas un critère de discrimination pour l'algorithme. En effet, quelle que soit la classe d'un logement (c'est-à-dire son nombre d'individus), le taux d'autorisation à fonctionner est d'environ 80 % (les courbes liées aux classes « 4 personnes » et « 5 personnes ou plus » ne peuvent prendre que deux valeurs - 0 % ou 100 % - car elles ne sont composées que d'un seul groupe).

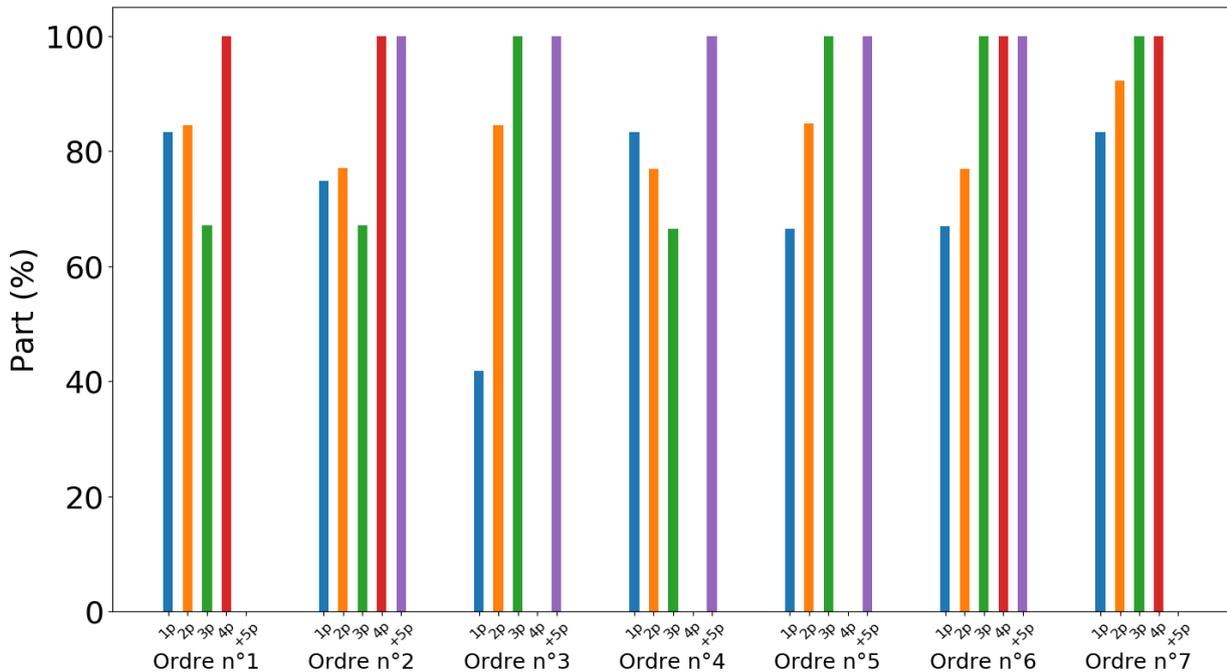


Figure 117: Ordres moyens envoyés aux différentes classes (selon le nombre d'individus dans le logement)

Les ordres envoyés aux différents groupes dans le but de créer un effacement ne semblent pas dépendre du nombre d'individus de la classe. Il n'est donc pas préférable de forcer à l'arrêt en priorité les CEEA présents dans les logements occupés par de nombreux occupants, comme l'on aurait pu le penser car ils sont en général les plus volumineux.

d) Composition selon la surface de logement

Une autre manière de construire les groupes est de les assembler selon leur surface habitable. Cette manière de répartir les logements a l'avantage (par rapport à celle le faisant en fonction du nombre d'individus) d'être permanente (un logement ne change pas de catégorie à chaque fois qu'un nouveau ménage y emménage).

30 groupes sont donc créés selon la surface habitable de chaque logement. Chaque groupe contient environ le même nombre de logements (133). Le Tableau 39 présente les caractéristiques des 30 groupes. Le volume moyen soutiré par logement (*Vol moy*) ainsi que la puissance moyenne du CEEA (en supposant qu'il s'agit d'un CEJ) (*Puiss moy*) augmentent en moyenne avec la surface moyenne des logements (*Surf moy*).

Tableau 39: Caractéristiques des groupes créés selon la surface des logements

n° gpe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Surf moy (m²)	18	27	33	38	39	44	52	56	57	60	63	70	75	76	77
Vol moy (l/j)	75	82	84	85	91	90	98	113	106	104	112	116	120	124	118
Puiss moy (kW)	0,96	0,96	1,04	1,2	1,46	1,8	1,8	1,8	1,8	2,04	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4
n° gpe	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Surf moy (m²)	79	83	88	95	96	97	98	102	109	116	118	120	128	146	182
Vol moy (l/j)	134	129	138	139	140	143	141	137	140	161	158	149	158	157	157
Puiss moy (kW)	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	4,7	4,8	4,8

L'OBEP effectuée sur ces groupes est moins efficace que pour des groupes créés précédemment : elle atteint un ETM inférieur à 15 W au bout de 336 itérations (8h11). Instinctivement, nous aurions pensé que l'algorithme allait être aussi efficace que dans la création des groupes par nombre d'individus (car la surface d'un logement est grossièrement proportionnelle au nombre d'individus du logement). Cependant, comme cela est présenté Tableau 39, la puissance moyenne électrique des groupes est souvent identique pour de nombreux groupes (en particulier chacun des groupes du numéro 11 au 27 qui ont tous une puissance moyenne de 2400 W). En fait, ce n'est pas uniquement la moyenne qui est identique : l'ensemble des CEEA de ces groupes a une puissance électrique de 2400 W (car leur surface est comprise entre 60 m² et 122 m²). Ceci est dû à un biais du modèle de parc pouvant ainsi fausser les conclusions. C'est pour cette raison que l'algorithme est moins efficace (en nombre d'itérations) à trouver une solution intéressante. En effet, en changeant entre deux itérations les ordres envoyés aux groupes, l'OBEP ne détecte pas nécessairement une importante modification sur la courbe de charge moyenne des logements. La Figure 118 présente le $ratio_{ps}$ moyen par logement durant la période pilotée selon les 30 groupes. On observe que l'algorithme ne discrimine aucun groupe par rapport aux autres : les ordres ne semblent pas dépendre de la surface du logement.

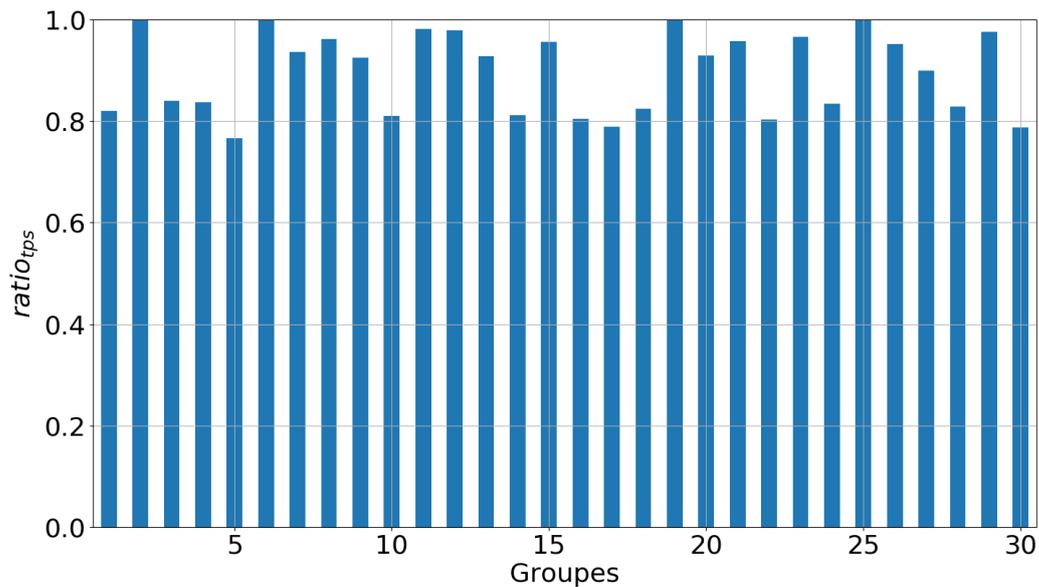


Figure 118: ratio_tps pour 30 groupes créés selon la surface du logement

e) Composition selon l'efficacité énergétique des CEEA

Une dernière façon de grouper les logements d'un parc est de le faire en fonction de l'efficacité énergétique des CEEA (du COP). 30 groupes sont encore une fois créés. Les logements n'étant regroupés que selon leur COP ; nous avons attribué un « COP » de 1 aux CEJ (ils sont répartis de façon aléatoire parmi les groupes à faible efficacité énergétique). Deux études ont été effectuées : la première sur le parc représentatif de la France aujourd'hui (composé à 9,5 % de CET), la seconde sur un parc fictif dont plus de la moitié (53 %) des logements sont équipés de CET.

Première étude de cas : parc représentatif de la France aujourd'hui (9,5 % de CET).

Dans le cas d'une étude sur le parc représentatif de la France (9,5 % de logements équipés de CET), le même délestage que pour les autres types de groupes a été recherché (puissance moyenne de 480 W de 8h à 11h30). Parmi les 30 groupes créés (tous comprenant le même nombre de logements), 27 sont composés à 100 % de logements équipés de CEJ (COP de 1), tandis que les 3 autres ne contiennent que des logements équipés de CET. Ainsi, les 27 premiers groupes sont créés de manière aléatoire (parmi les logements équipés de CEJ). L'OBEP obtient un ETM inférieur à 15 W en 101 itérations (2h38). Cette manière de composer les groupes se rapprochent beaucoup d'une composition totalement aléatoire (pour 90 % des groupes). L'algorithme est légèrement plus rapide pour atteindre un ETM inférieur à 15 W que dans le cas d'étude d'un regroupement des logements de manière aléatoire (101 itérations contre 127 dans le cas aléatoire). En étudiant de façon plus précise l'ETM en fonction des itérations (voir Figure 119), nous remarquons que les deux cas de groupements de logements permettent à l'algorithme d'être environ aussi efficace. Cette manière de composer les groupes n'apporte donc pas d'amélioration significative comparée à une composition 100 % aléatoire.

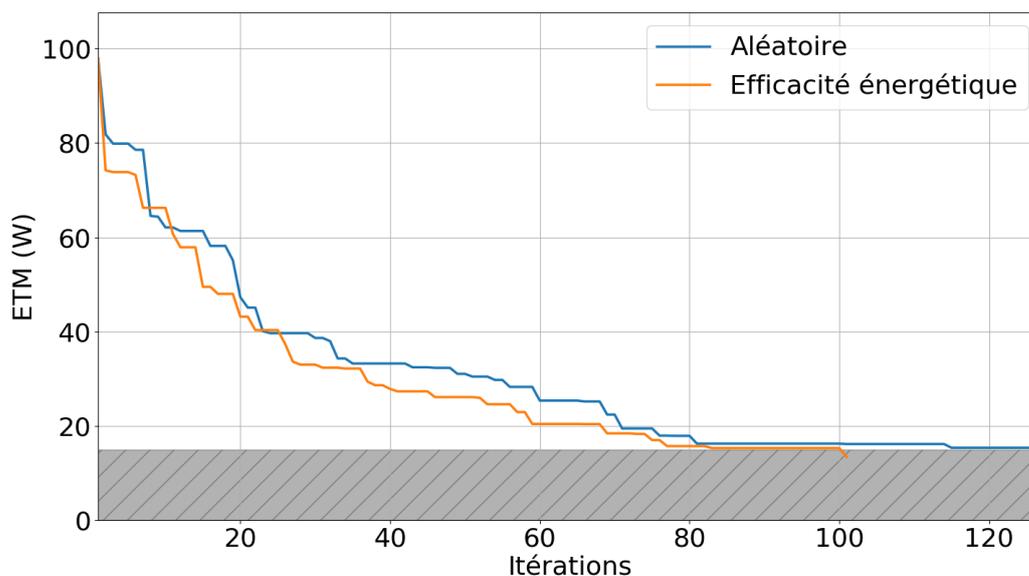


Figure 119: ETM pour une composition des groupes aléatoires et par efficacité énergétique

Seconde étude de cas : parc fictif composé à plus de la moitié de CET.

Afin d'observer les résultats selon le COP des CEEA, un parc fictif a été créé. L'ensemble des logements individuels (représentant 53 %) est équipé d'un CET. Le pourcentage de logements individuels est différent du cas "pilotage individuel" car le parc représentatif est ici constitué de 4000 logements. Le Tableau 40 résume les caractéristiques des 30 groupes. Un délestage important est demandé au réseau : obtenir une puissance moyenne de 50 W par logement durant 3 heures (de 8 h à 11 h). L'initialisation est identique au cas présenté dans la partie « pilotage individuel » : l'ensemble des valeurs des 5 particules sont fixées à 0 (tandis que les vecteurs vitesse restent initialisés aléatoirement).

L'OBEP obtient un résultat en seulement 8 simulations (soit 9 minutes) présenté Figure 120 et Figure 121 (respectivement la courbe de charge et l'inconfort). Le pic d'inconfort est plus de 2 fois supérieur au cas de référence (3,2 %) dans le cas optimisé (7,0 %), ce qui est dû au mélange de l'eau dans le ballon lorsqu'il est remis en fonctionnement (à 11h pour une importante partie d'entre eux).

Tableau 40: Caractéristiques groupes créés par efficacité énergétique (parc à 53 % de CET)

n° gpe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
COP	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,21	2,27
Vol moy (l/j)	102	110	103	103	100	103	108	108	101	102	101	103	107	114	147
n° gpe	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
COP	2,42	2,51	2,58	2,65	2,69	2,73	2,77	2,82	2,87	2,9	2,96	3,02	3,09	3,19	3,39
Vol moy (l/j)	137	143	144	132	131	141	141	143	146	138	140	137	139	133	144

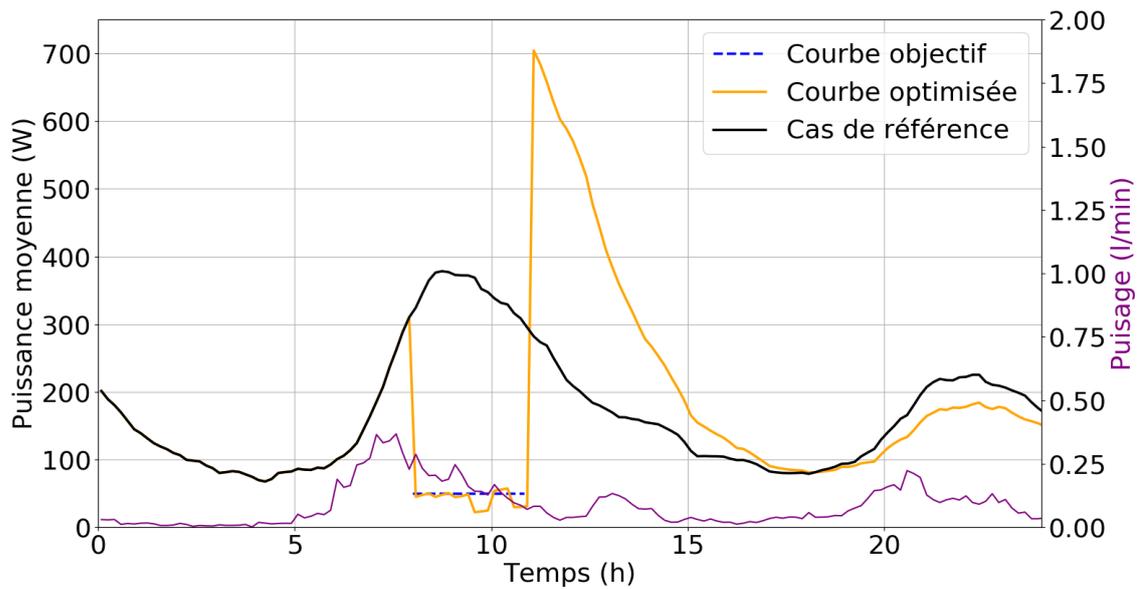


Figure 120: Courbe de charge optimisée avec des groupes créés selon l'efficacité énergétique des CEEA (parc fictif composé à 53 % de CET)

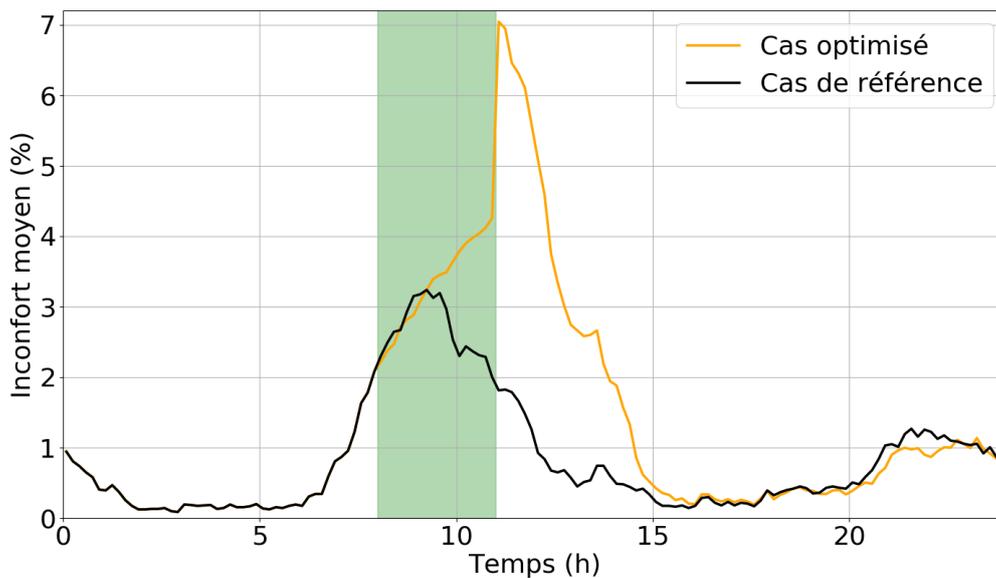


Figure 121: Pourcentage de CEEA en inconfort avec des groupes créés selon l'efficacité énergétique des CEEA (parc fictif composé à 53 % de CET)

Contrairement à l'optimisation ayant pour but d'obtenir un pilotage individuel sur le même parc fictif, les CEEA qui semblent être contraints à l'arrêt sont cette fois-ci prioritairement les CET. En effet, la Figure 122 (présentant le ratio de fonctionnement des CET parmi l'ensemble des CEEA dans le cas de référence et dans le cas optimisé) montre une diminution de la part de fonctionnement des CET lors de la période de pilotage.

Ceci est confirmé par la Figure 123 qui présente le $ratio_{tps}$ moyen pour l'ensemble des 30 groupes durant la période pilotée : les groupes composés de logements équipés de CEJ (les 15 premiers) ont un $ratio_{tps}$ variant entre 0,15 et 0,20 tandis que ceux équipés de CET (les 15 derniers) ont un $ratio_{tps}$ variant entre 0,10 et 0,15.

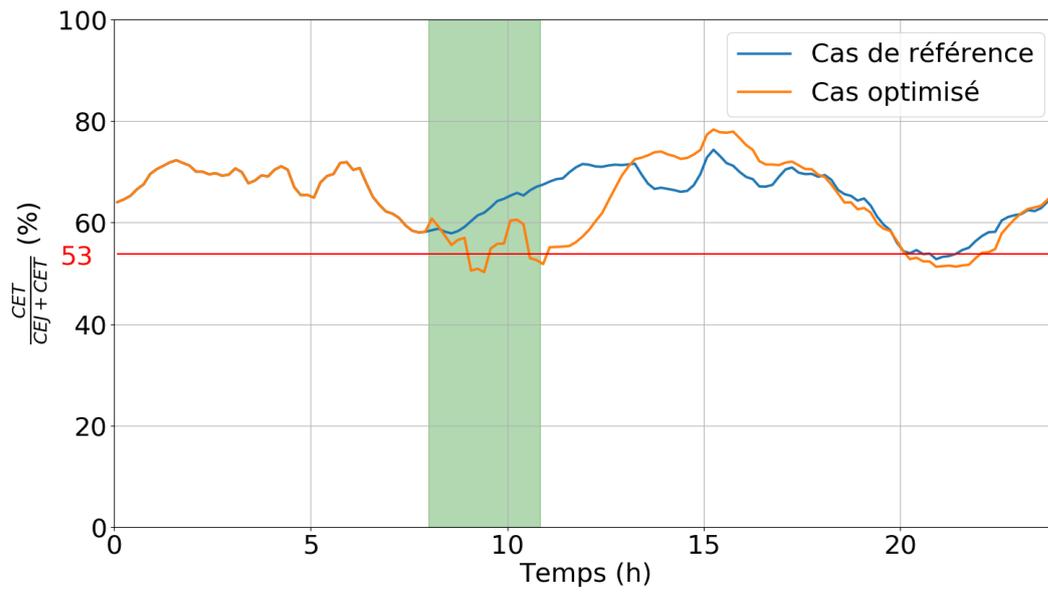


Figure 122: Ratio de fonctionnement des CET pour un important délestage avec des groupes créés par efficacité énergétique (parc fictif à 53 % de CET)

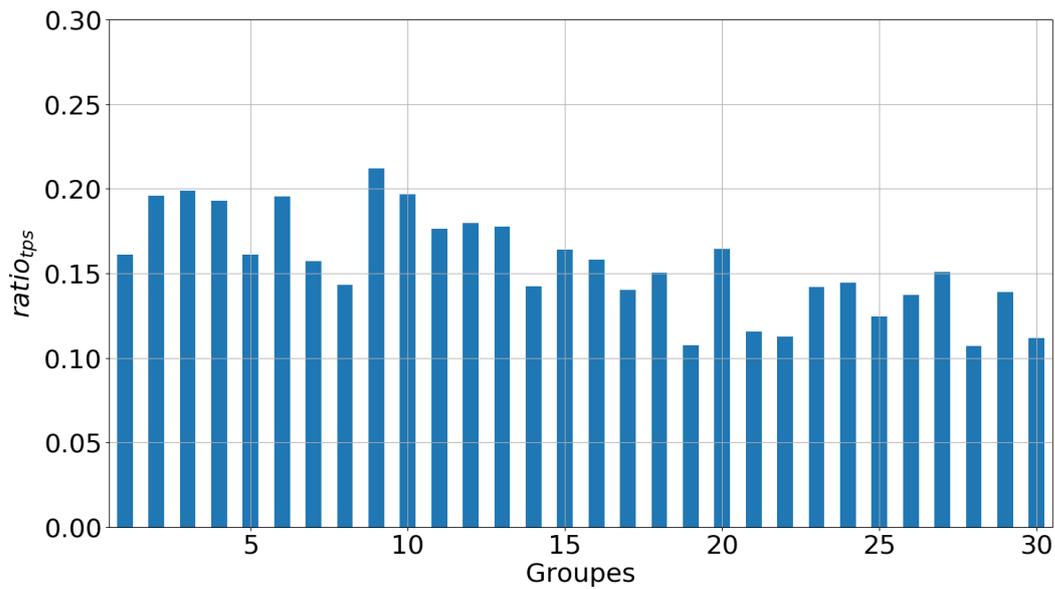


Figure 123: ratiotps moyen des 30 groupes pour un important délestage avec des groupes créés par efficacité énergétique (parc fictif à 54 % de CET)

Tout ceci se traduit par une diminution logique du COP moyen du parc durant la période de pilotage, comme le présente la Figure 124 (en rouge est affiché le COP moyen du parc lorsque l'ensemble des CEEA est en fonctionnement).

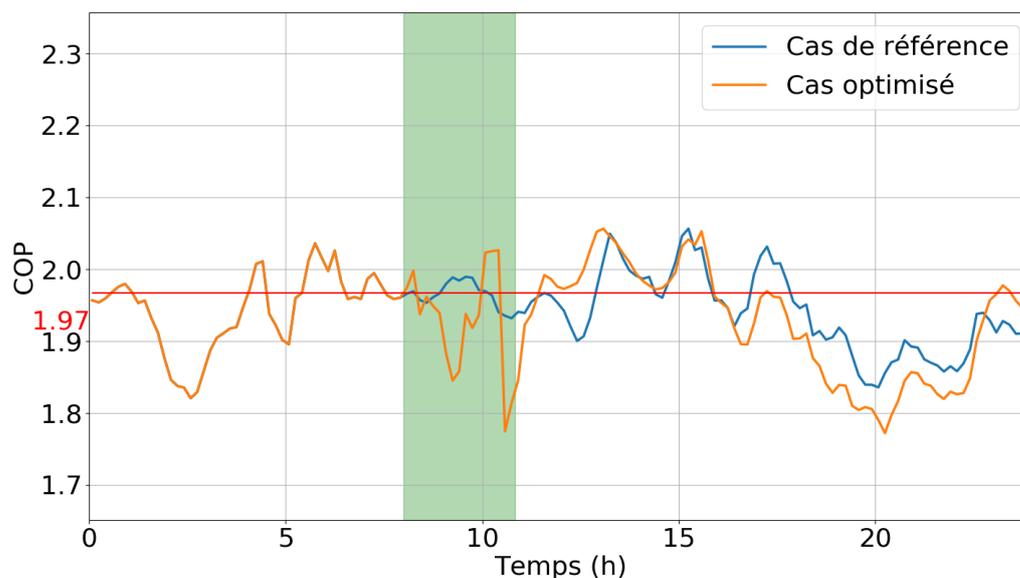


Figure 124: COP moyen pour un important délestage avec des groupes créés par efficacité énergétique (parc fictif à 53 % de CET)

Finalement, les résultats de l'OBEP ne sont pas équivalents selon que le pilotage soit individuel ou groupé (avec la même initialisation des particules) : dans un cas (pilotage individuel), les CET sont légèrement moins forcés à l'arrêt que les CEJ ; dans l'autre cas (pilotage groupé selon le COP des CEEA), ce sont les CEJ qui sont le moins contraints. À ce stade, nous n'avons pas pu en trouver la raison.

Conclusion des pilotages par groupes.

En conclusion le Tableau 41 présente les résultats des différents pilotages groupés créés dans ce paragraphe :

- L'ETM final de l'optimisation ETM_f (W).
- Le nombre d'itérations de l'OBEP nb_{iter} .
- Le temps de calcul de l'OBEP tps_{calcul} (h).
- L'énergie moyenne non consommée par logement durant la phase de pilotage ENC (Wh).
- La différence de consommation d'énergie moyenne par logement entre le cas optimisé et le cas de référence durant les 24h suivant le début de l'optimisation $diff_{ener}$ (Wh).
- Le nombre de logements du parc représentatif nb_{lgmts} .
- Le nombre de groupes $nb_{groupes}$. Il est à noter que dans le cas d'une optimisation par zone géographique, il vaut 44 car l'optimisation a été effectuée sur un parc représentatif de la ville de Toulouse.
- Le nombre de logements par groupes nb_{lgmts}/gr .

La dernière optimisation détaillée (l'important effacement pour un parc fictif composé de 53 % de logements équipés de CET) est également présentée (dernière ligne du Tableau 41).

Tableau 41: Résumé des résultats de pilotage groupé

Groupes	ETM_f	nb_{iter}	tps_{calcul}	ENC	$diff_{ener}$	nb_{lgmts}	$nb_{groupes}$	nb_{lgmts}/gr
Localisation	<15	68	1,78	57	2	5000	44	Varie
Aléatoire	<15	127	3,38	180	19	4000	30	~133
Nb individus	<15	89	2,30	176	10	4000	30	Varie
Surface	<15	336	8,18	162	24	4000	30	~133
Efficacité	<15	101	2,63	173	16	4000	30	~133
Efficacité (53 % CET)	<15	8	0,15	920	86	4000	30	~133

Les raisons, les avantages ainsi que les inconvénients de créer des groupes de telle ou telle manière sont présentés Tableau 42 (le cas d'une composition par efficacité énergétique sur un parc composé à 10 % de CET n'est pas présenté car il ressemble fortement au cas d'un regroupement des logements de manière totalement aléatoire).

Tableau 42: Avantages et inconvénients des différentes manières de composition des groupes de logements

Composition des groupes	Localisation géographique	Aléatoirement	Nombre d'habitants	Surface	Efficacité énergétique (parc 53 % de CET)
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> - Postes sources déjà mis en place. - Résultats de l'OBEP satisfaisants. 	<ul style="list-style-type: none"> - Manière la plus simple de créer des groupes pour le réseau. - Résultats de l'OBEP satisfaisants. 	Meilleurs résultats de l'OBEP sur un parc représentatif de la France aujourd'hui.	L'appartenance d'un logement à un groupe ne varie pas fréquemment.	Résultats de l'OBEP satisfaisants.
Inconvénients	Gestion locale de l'optimisation nécessaire : nombre de groupes trop élevé pour une autre échelle (régionale ou nationale).	Ne peut s'appliquer à un parc de faible taille (moins de 1000 logements).	L'appartenance d'un logement à un groupe varie beaucoup (lors d'un déménagement par exemple).	Résultats les moins bons de l'OBEP sur un parc représentatif de la France aujourd'hui.	Chaque changement de CEEA implique un changement potentiel de groupe.

En conclusion, plusieurs manières de regrouper les logements afin de les piloter à distance ont été présentées dans ce paragraphe. Le regroupement selon la surface ou l'efficacité énergétique ne donne pas de résultats satisfaisants (un ETM final et un temps de simulation trop élevés). **Pour un délestage permettant d'éviter un rebond, les groupes créés par localisation géographique sont ceux pour qui l'OBEP obtient les meilleurs résultats.**

3) Optimisation avec prise en compte de l'inconfort dans la fonction objectif

Une dernière étude est présentée dans ce paragraphe. Jusqu'alors, l'inconfort était un paramètre de sortie : il n'était pas pris en compte dans l'optimisation (qui ne cherchait à minimiser uniquement que l'ETM). Ici, il va être pris en compte directement dans la fonction objectif que souhaite minimiser l'OBEP. L'Équation 27 présente la fonction objectif prenant en compte l'inconfort (le premier terme de la fonction objectif est l'ETM). Les termes $nb_{inc}[i]$ et nb_{lgmts} correspondent respectivement au nombre de logements en situation d'inconfort au pas de temps i (c'est-à-dire dont la température d'eau de soutirage du ballon est inférieure à 45 °C) et au nombre de logements présents dans le parc représentatif. De plus, le terme $poids_{inc}$ représente le poids (positif ou nul) à assigner au terme lié à l'inconfort. Plus il est important, plus l'optimisation aura pour but de diminuer l'inconfort (et inversement). Notons que l'inconfort n'est pris en compte que durant la phase de pilotage (c'est-à-dire la phase d'optimisation).

Équation 27: Fonction objectif prenant en compte l'inconfort

$$f_{obj} = \sqrt{\frac{1}{nb_{pdt}} * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} [C[i] - C_{obj}[i]]^2 + poids_{inc} * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} \left(\frac{nb_{inc}[i]}{nb_{lgmts}}\right)^2}$$

L'ensemble de l'étude va porter sur un pilotage individuel créant potentiellement un inconfort important afin d'estimer les impacts de $poids_{inc}$ sur les résultats obtenus par l'OBEP. Pour cela, un important délestage durant plusieurs heures est recherché : obtenir une puissance moyenne par CEEA de 100 W de 8h à 12h. Le parc est représentatif du parc national (9,5 % de CET).

La prise en compte de l'inconfort des utilisateurs est ajoutée au critère de sortie de l'algorithme. Ce dernier est présenté dans l'Équation 28. Les termes $critère_{ETM}$ et $critère_{inc}$ correspondent respectivement au critère (en W) que l'on souhaite attribuer à l'écart avec la courbe objectif et au critère (en pourcentage) lié à l'inconfort. Ces deux paramètres permettent de définir une valeur seuil en dessous de laquelle l'algorithme sort de la boucle.

Pour cette optimisation, les valeurs de $critère_{ETM}$ et $critère_{inc}$ ont été fixées respectivement à 3 W et 1 %. Cette valeur de 1 % a été choisie car l'inconfort moyen dans le cas de référence de 8h à 12h est de 1,06. Enfin, la valeur de 3 W a été choisie afin de forcer l'algorithme à obtenir une solution pertinente (pour le réseau) créant un important effacement.

Ainsi, selon la valeur de $poids_{inc}$, l'algorithme cherchera à minimiser l'ETM et atteindre un $ETM_f < 3$ W (cas où $poids_{inc}$ est proche de 0) ou à minimiser l'inconfort et atteindre un $critère_{inc}$ inférieur à 1 % (cas où $poids_{inc}$ est important).

Équation 28: Critère de sortie de l'algorithme lorsque l'inconfort est pris en compte dans la fonction objectif

$$critère = \sqrt{\frac{1}{nb_{pdt}} * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} critère_{ETM}^2 + poids_{inc} * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} critère_{inc}^2}$$

Plusieurs valeurs de $poids_{inc}$ ont été testées afin d'estimer les valeurs « clés » (celles autour desquelles un changement des résultats important est visible). En effet, la courbe liée à l'ETM ainsi qu'à l'inconfort-heure n'est pas linéaire avec la valeur de $poids_{inc}$: en-deçà et au-delà de certaines valeurs, le résultat ne change plus ; tandis qu'il varie de façon importante entre certaines valeurs précises données à $poids_{inc}$. Le Tableau 43 présente plusieurs résultats de certaines de ces optimisations :

- L'ETM final $ETM_f(W)$.
- L'erreur moyenne Err_{moy} (%) entre la courbe de charge optimisée et la courbe objectif. Elle est détaillée dans Équation 29.
- L'inconfort par heure $Inc\text{-heure}$ (minutes).
- L'écart-type de l'inconfort par heure $\acute{E}cart\text{-type}$ (minutes).
- L'inconfort maximal $Inc\ max$ (%) atteint sur le parc représentatif entre 8 heures du matin et minuit (afin de connaître l'inconfort engendré par le délestage lors de la période post-pilotage).

Équation 29: Erreur moyenne (%) entre la courbe de charge optimisée et la courbe objectif

$$Err_{moy} = 100 * \sum_{i=deb_{opt}}^{fin_{opt}} C[i] - C_{obj}[i]$$

Pour alléger le tableau, l'ensemble des valeurs testées de $poids_{inc}$ n'a pas été affiché ; seules les valeurs ayant un impact constaté sur l'optimisation sont présentées. Les valeurs de $poids_{inc}$ supérieures à 10 000 ne sont pas affichées car elles fournissent le même résultat qu'avec une valeur de 10 000.

Pour information, l'inconfort par heure, l'écart-type de l'inconfort par heure et l'inconfort maximal dans le cas de référence (sans pilotage) sont présentés dans la première colonne du Tableau 43 (colonne « Réf »). Il n'y a pas de valeurs dans les lignes associées à l' ETM_f et Err_{moy} car dans le cas de référence, il n'y a pas d'effacement. Les valeurs obtenues avec un poids lié à l'inconfort peuvent parfois être inférieures à celles-ci. En effet, à cause du mélange global de l'eau du ballon, un inconfort peut être ressenti ponctuellement lors de la remise en route du CEEA. Si le poids lié à l'inconfort est important, l'algorithme trouve une solution qui efface certains CEEA afin de diminuer l'inconfort.

Tableau 43: ETM et inconfort selon la valeur de $poids_{inc}$

$poids_{inc}$	Réf	0	100	500	1 000	5 000	10 000
ETM_f	Ø	2,95	1,72	52,3	68,4	115,2	160,1
Err_{moy}	Ø	0,2	0,038	46,3	61,7	75,4	148,4
$Inc\text{-heure}$	0,64	1,56	1,19	0,85	0,8	0,7	0,62
$\acute{E}cart\text{-type}$	4,13	8,09	7,01	5,39	5,19	4,78	4,09
$Inc\ max$	1,7	4,2	3,8	2,3	2,4	2,0	1,4

Afin de mieux représenter les résultats obtenus avec les différentes valeurs de $poids_{inc}$ simulées, la Figure 125 présente l' EMF_f (en bleu) et l'inconfort-heure (en rouge) obtenus en fonction du poids accordé à l'inconfort. L'aire rouge représente l'écart-type de l'inconfort-heure (il est borné inférieurement par 0 car l'inconfort-heure ne peut être négatif).

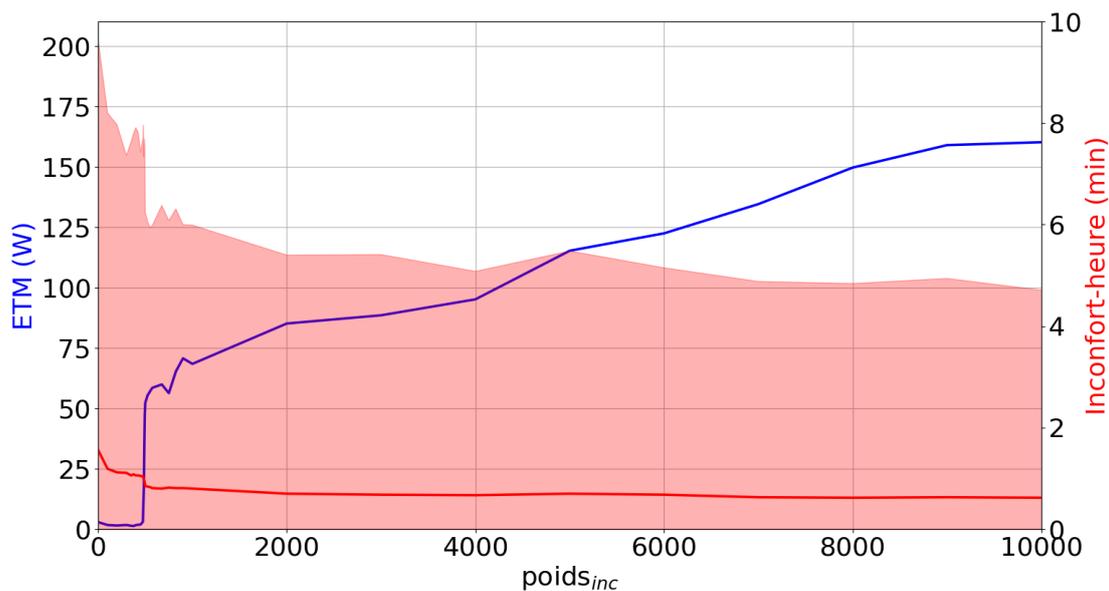


Figure 125: ETM_f et l'inconfort-heure en fonction du poids accordé à l'inconfort

Ainsi, si $poids_{inc}$ a des valeurs inférieures à 425, l'optimisation est presque la même que dans le cas où l'inconfort n'est pas pris en compte dans la fonction objectif. De même, pour des valeurs supérieures à 9000, l'optimisation donne presque le même résultat qu'une simulation sans pilotage (c'est-à-dire autorisant l'ensemble des CEEA à fonctionner à tout instant). De plus, l'intervalle de valeurs de $poids_{inc}$ entre 575 et 9000 ne diminue que faiblement l'inconfort-heure (passant de 0,8 à 0,62) tandis que l' ETM_f est fortement augmenté (passant de 58,5 à 160,1). Nous allons donc principalement nous intéresser aux valeurs de $poids_{inc}$ comprises entre 400 et 600 car c'est dans cet intervalle que les résultats sont le plus fortement sensibles au paramétrage de $poids_{inc}$. La Figure 126 présente un zoom pour ces valeurs de $poids_{inc}$ (l'écart-type de l'inconfort-heure n'est pas affiché afin de mieux observer la courbe de l'inconfort-heure).

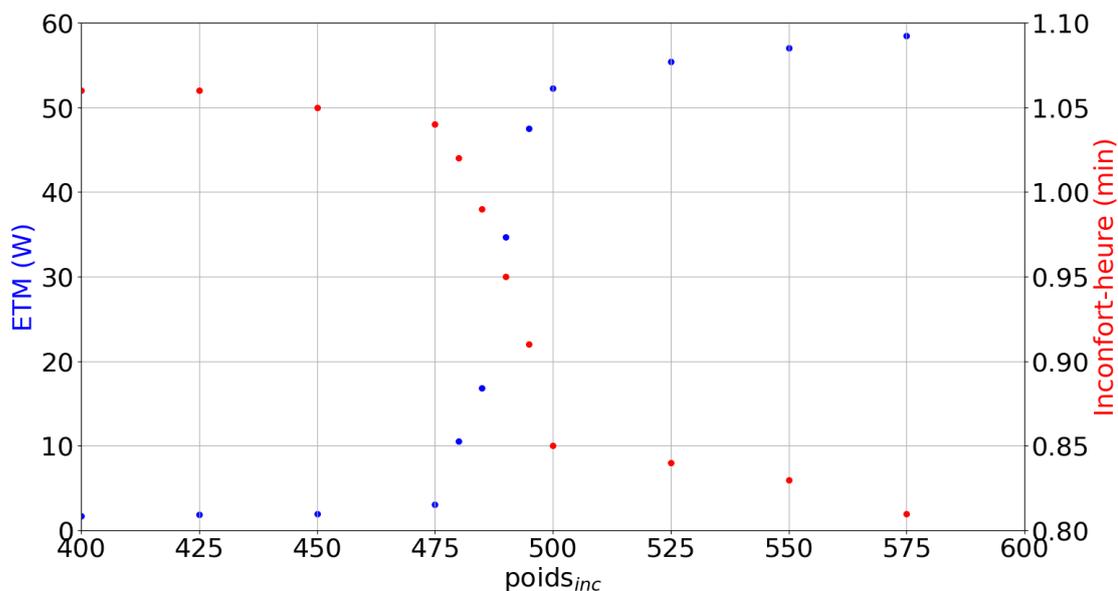


Figure 126: ETM_f et l'inconfort-heure en fonction du poids accordé à l'inconfort (zoom sur les valeurs comprises entre 400 et 600)

Une approximation de chacune de ces deux courbes est effectuée (afin de rendre plus lisible l' ETM_f et l'inconfort-heure dès lors que l'on choisit une valeur au poids à affecter à l'inconfort). Au vu des formes des

deux courbes, la fonction sigmoïde est choisie pour les approximer. Les Équation 30 et Équation 31 présentent respectivement l'approximation de l' ETM_f et de l'inconfort-heure en fonction de $poids_{inc}$. Les coefficients de corrélation (sur l'intervalle [400, 600] de $poids_{inc}$) (détaillé Équation 8) sont pour l' ETM_f et l'inconfort-heure respectivement de 0,99 et 0,98.

Équation 30: Approximation de l' ETM_f selon $poids_{inc}$

$$ETM_{f-approx}(x) = \frac{55,1}{1 + e^{\frac{489-x}{4,3}}} + 2,2$$

Équation 31: Approximation de l'inconfort-heure selon $poids_{inc}$

$$Inconfort - heure_{approx}(x) = \frac{0,24}{1 + e^{\frac{x-491}{6,3}}} + 0,82$$

Les Figure 127 et Figure 128 présentent respectivement chacune des deux approximations effectuées. Les courbes approximées ne sont pas aussi proches des courbes liées aux simulations que l'on pouvait s'attendre (avec des coefficients de corrélations supérieurs à 0,98 pour les 2 cas). Cela s'explique car le coefficient de corrélation n'est calculé que sur certaines valeurs (celles avec lesquelles les simulations ont été effectuées).

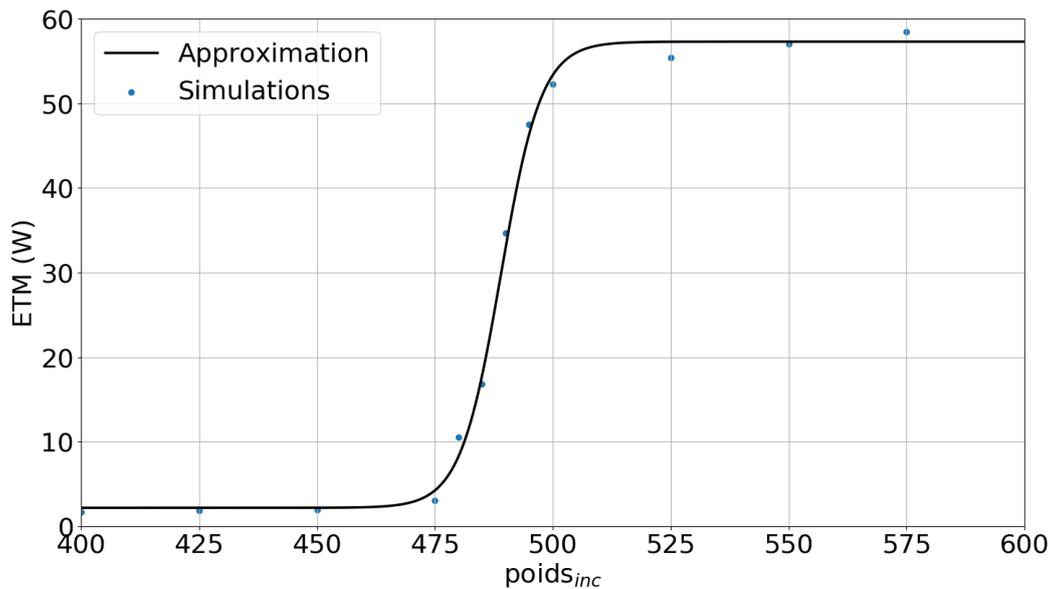


Figure 127: Approximation de l' ETM_f

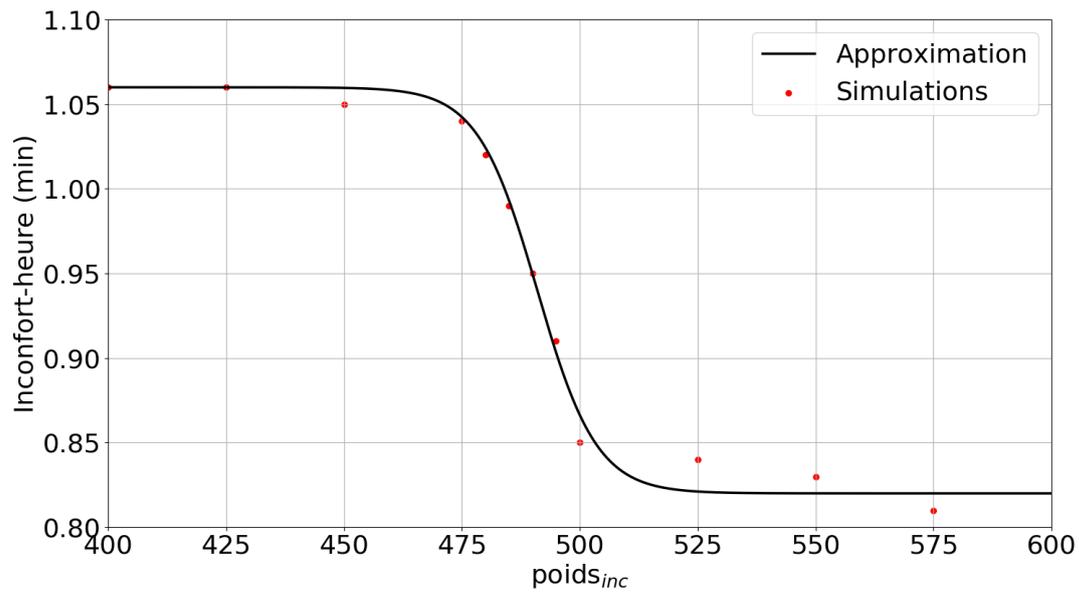


Figure 128: Approximation de l'inconfort-heure

Après analyse de ces courbes, voici un résumé de l'impact du poids lié à l'inconfort :

- S'il est inférieur à 475, l'inconfort n'est quasiment pas pris en compte dans l'optimisation.
- S'il est compris entre 475 et 500, l'inconfort est pris en compte par l'optimisation mais l'objectif d'effacement n'est pas non plus négligé.
- S'il est compris entre 500 et 9000, l'inconfort est fortement diminué et l'effacement est négligé par l'optimisation.
- S'il est supérieur à 9000, l'optimisation donne une priorité totale au confort des utilisateurs. Durant la période de pilotage, un léger effacement est visible afin de diminuer l'inconfort (par rapport au cas de référence) en ne rallumant pas certains CEEA.

En termes d'énergie effacée durant les quatre heures d'optimisation (de 8h à midi), la Figure 129 présente les valeurs moyennes par logement en fonction du poids lié à l'inconfort.

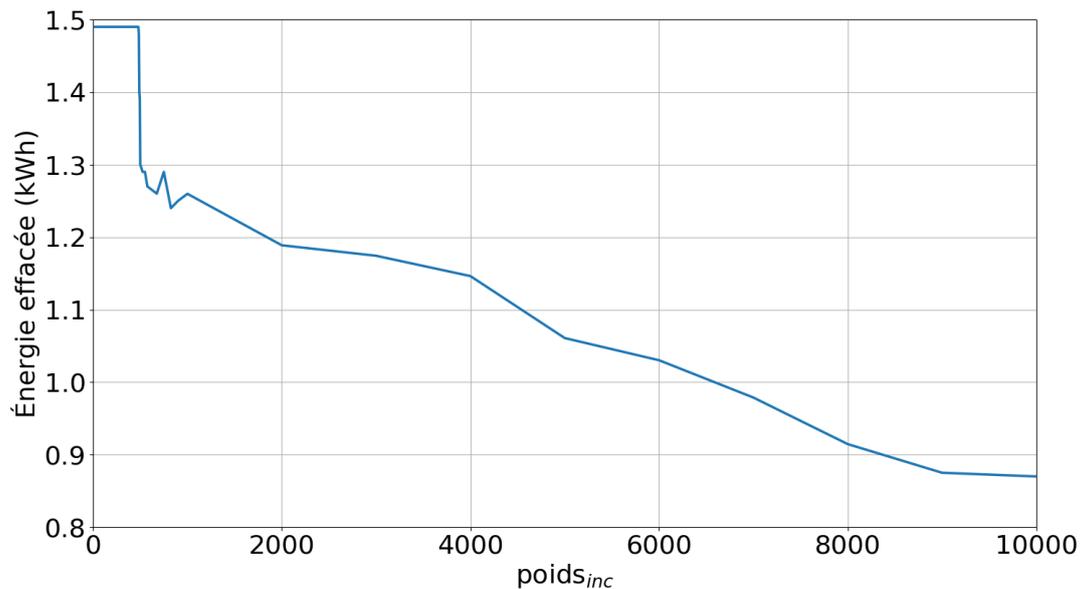


Figure 129: Énergie moyenne effacée par logement par rapport au cas de référence en fonction de poids_{inc}

Afin de présenter des résultats obtenus avec des valeurs différentes de $poids_{inc}$, les Figure 130 et Figure 131 affichent respectivement la courbe de charge et l'inconfort obtenus après optimisation pour 3 valeurs de $poids_{inc}$ (0, 485 et 10000). Le soutirage moyen est en violet. La valeur de 485 est choisie afin de diminuer sensiblement l'inconfort et de créer un important effacement (en essayant de s'approcher de la courbe objectif). Pour rappel, le critère lié à l'inconfort ne le prend en compte qu'uniquement durant la période pilotée.

Étrangement, lorsque le poids lié à l'inconfort est important (10000 par exemple – courbes rouge sur les Figure 130 et Figure 131), l'algorithme arrive à diminuer l'inconfort par rapport au cas de référence (où l'ensemble des CEEA est autorisé à fonctionner). Ceci s'explique car l'OBEP interdit à certains CEEA de fonctionner, les empêchant ainsi de se mélanger et d'avoir une température d'eau de soutirage plus faible qu'en les laissant éteint.

Pour chacune des valeurs de $poids_{inc}$, on remarque que l'inconfort augmente légèrement pendant quelques dizaines de minutes après la période de pilotage. C'est également dû au mélange de l'eau des CEEA lors de leur remise en route. Selon la valeur donnée à $poids_{inc}$, le pic de logements en situation d'inconfort varie de 1,3 % à 4,2 % (ce qui représente une diminution potentielle de près de 70 %).

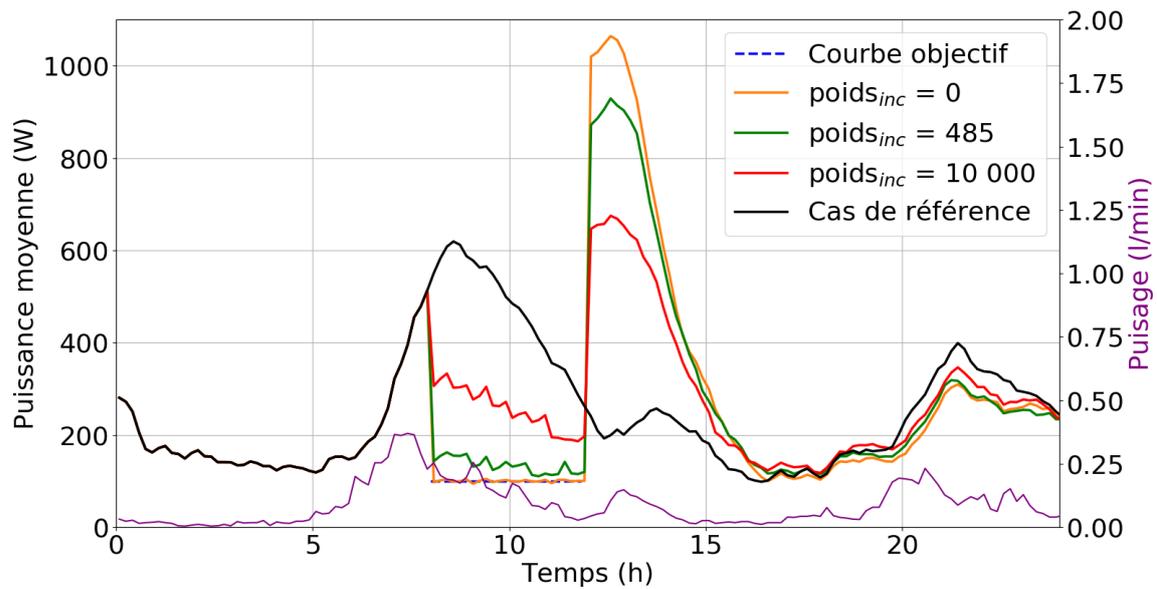


Figure 130: Courbe de charge avec différentes valeurs de $poids_{inc}$

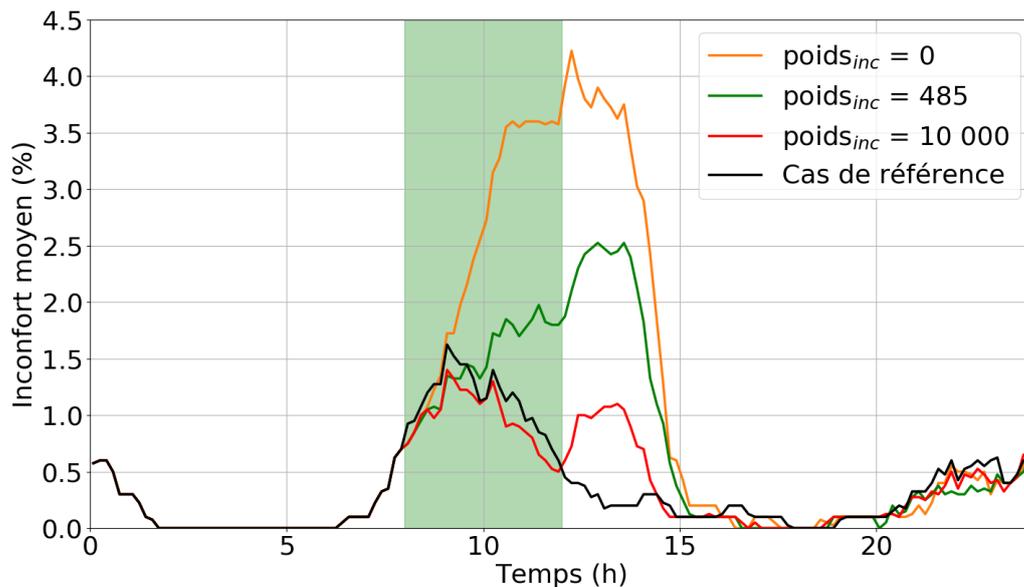


Figure 131: Pourcentage de CEEA en inconfort avec différentes valeurs de $poids_{inc}$ (0, 485 et 10000)

Analyse de la robustesse du pilotage optimisé face aux scénarios de soutirage.

Une dernière étape de l'étude consiste à estimer la robustesse des ordres obtenus. Pour cela, une évaluation identique aux paragraphes précédents est effectuée sur l'optimisation avec les trois mêmes valeurs pour $poids_{inc}$: 0, 485 et 10000 : les ordres obtenus lors de la journée prévisionnelle sont envoyés sur le même parc représentatif lors de 30 journées réalisées. Les Figure 132 et Figure 133 présentent respectivement les courbes de charge et les courbes d'inconfort moyen dans le cas moyen des 30 journées réalisées (toujours définies de la même manière que précédemment) pour une valeur de $poids_{inc}$ égale à 0, 485 et 10000 (le cas de référence est le même car il est la moyenne des 30 mêmes journées réalisées avec autorisation à l'ensemble des CEEA des fonctionner toute la journée).

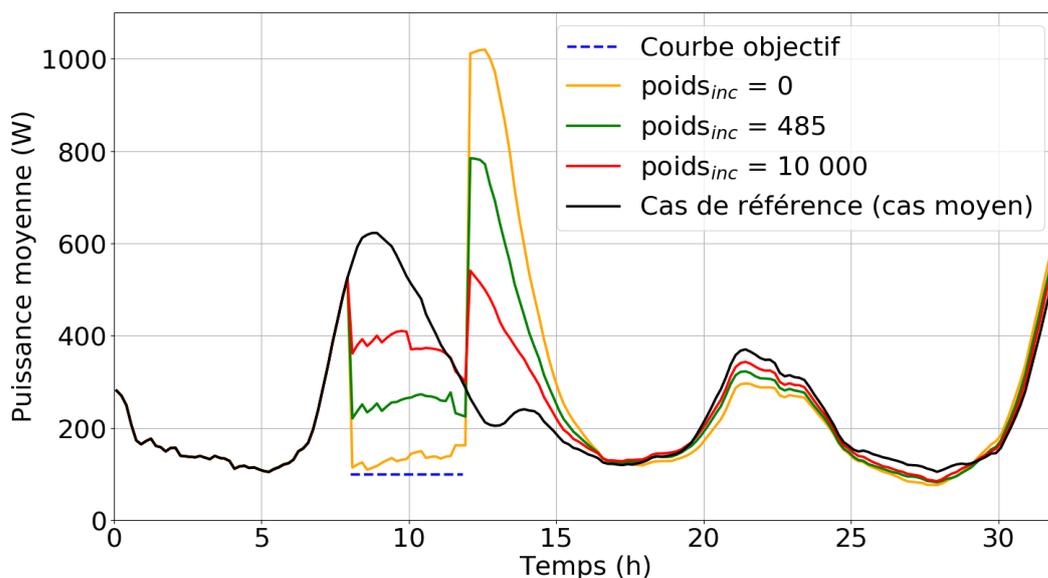


Figure 132: Évaluation moyenne de la courbe de charge

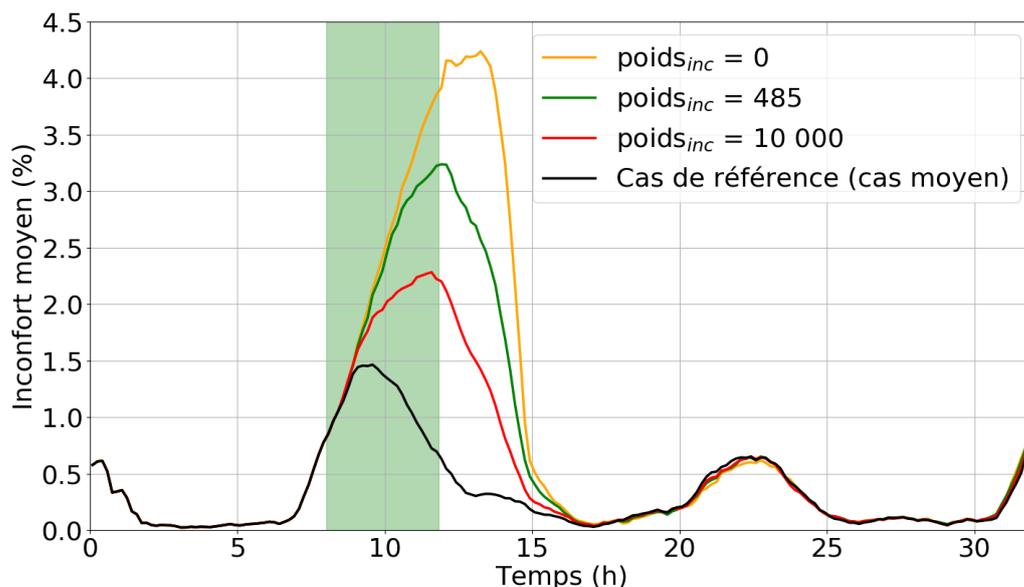


Figure 133: Évaluation moyenne de l'inconfort

De plus, le pic de la part de logements en situation d'inconfort peut varier de 1,8 % (meilleur cas avec $poids_{inc} = 10000$) à 5,8 % (pire cas avec $poids_{inc} = 0$) en fonction de la valeur donnée à $poids_{inc}$. Cela représente plus du triple de logements en situation d'inconfort supplémentaires.

Enfin, le Tableau 44 présente une synthèse des résultats dans le meilleur, le pire et le cas moyen (qui, pour rappel, ne sont pas nécessairement les mêmes scénarios pour l'ETM et l'IH) pour chacune des trois valeurs de $poids_{inc}$ étudiées :

- L'ETM de chacune des journées réalisées (ou la moyenne des 30 journées) présentées.
- La différence absolue entre l'ETM de la journée réalisée (ou la moyenne des 30 journées) avec ordre envoyés et l'ETM obtenu après optimisation sur la journée prévisionnelle (**DAETM**).
- La différence relative entre l'ETM de la journée réalisée (ou la moyenne des 30 journées) avec ordre envoyés et l'ETM obtenu après optimisation sur la journée prévisionnelle (**DRETM**).

- La différence absolue d'inconfort-heure de la journée réalisée (ou la moyenne des 30 journées) avec et sans ordre envoyés (**DAIH**).
- La différence relative d'inconfort-heure de la journée réalisée (ou la moyenne des 30 journées) avec et sans ordre envoyés (**DRIH**).

Tableau 44: Synthèse de l'évaluation de la robustesse avec prise en compte de l'inconfort

$poids_{inc}$	Paramètre	Meilleur cas	Pire cas	Cas moyen
0	ETM (W)	24	39	36
	DAETM (W)	21	36	33
	DRETM (%)	700	1200	1100
	DAIH (min)	0,43	1,02	0,79
	DRIH (%)	62	157	115
485	ETM (W)	141	182	170
	DAETM (W)	123	164	152
	DRETM (%)	683	911	844
	DAIH (min)	0,49	0,88	0,67
	DRIH (%)	70	120	98
10000	ETM (W)	236	296	274
	DAETM (W)	76	136	114
	DRETM (%)	48	85	71
	DAIH (min)	0,30	0,56	0,41
	DRIH (%)	56	86	61

Ainsi, nous observons que la robustesse des courbes de charge et de l'inconfort vis-à-vis des différents scénarios de soutirage pour cet effacement avec prise en compte de l'inconfort directement dans la fonction objectif varie selon la valeur donnée à $poids_{inc}$. Plus $poids_{inc}$ augmente, plus l'évaluation par rapport au résultat obtenu en connaissance des scénarios de soutirage se rapproche au niveau de la courbe de charge et de l'inconfort (voir les valeurs en rouge dans le Tableau 44). Ainsi, la robustesse des ordres obtenus (tant au niveau de l'écart avec la courbe de charge objectif que l'augmentation de l'inconfort) augmente avec la part prise par l'inconfort dans la fonction objectif.

En conclusion, un exemple d'effacement important a été étudié en prenant en compte l'inconfort directement dans la fonction objectif. Il a fallu tout d'abord définir la nouvelle fonction objectif où un poids a dû être affecté au critère lié à l'inconfort. En faisant varier ce poids, des tendances de l' ETM_f et de l'inconfort-heure moyen par logement ont été visibles : un ETM priorisé et un inconfort négligé pour des valeurs de $poids_{inc}$ inférieures à 475 ; et l'inverse pour des valeurs supérieures à 500. Enfin, **trois simulations d'optimisation (et leur évaluation de la robustesse face aux scénarios de soutirage) ont été effectuées montrant concrètement l'impact du coefficient lié au critère d'inconfort sur la courbe de charge et sur la part d'individus en situation d'inconfort tout au long de la journée**. Cette approche peut être appliquée en situation réelle: la veille du jour à optimiser, on calcule les ordres à envoyer le jour suivant. Cependant, ces résultats sont à relativiser avec le rebond présent dès la fin du pilotage à distance des CEEA.

4) Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis l'implémentation, le paramétrage et la validation d'un algorithme d'optimisation dans le but de piloter le parc de CEEA représentatif sur plusieurs cas d'études. L'algorithme choisi a été l'optimisation binaire à essaim particulière (OBEP). Une analyse de sensibilité des paramètres a été réalisée afin de trouver les meilleures valeurs (en matière de vitesse de convergence) dans le but de prévoir un effacement durant le pic matinal.

Une fois le paramétrage de l'algorithme effectué, plusieurs stratégies d'optimisation de pilotage ont été simulées. Tout d'abord une recherche d'ordres à envoyer de manière individuelle à chaque logement du parc dans le but de créer un effacement ou de stocker de l'énergie. Chacune des optimisations a été obtenue en un nombre d'itérations raisonnable. Cependant, l'évaluation de la robustesse des ordres aux différents scénarios de soutirage n'a pas été satisfaisante pour toutes les simulations. Une meilleure connaissance des habitudes des individus (et donc des scénarios de soutirage) permettrait de diminuer le risque de ne pas obtenir la courbe de charge souhaitée. De plus il semble aujourd'hui compliqué de piloter l'ensemble des CEEA individuellement sans moyens de calcul conséquent. À court et moyen terme, le pilotage par groupes (ou grappes) est le plus probable à être mis en place sur le réseau.

Ensuite, plusieurs types de pilotage par groupes ont été étudiés. Cinq stratégies de création des groupes ont été présentées : regrouper les logements de façon aléatoire, selon le nombre d'individus présents dans le logement, selon la surface du logement, selon la localisation géographique et selon l'efficacité énergétique du CEEA. **La stratégie qui consiste à créer des groupes permettant à l'OBEP d'être la plus efficace est celle par localisation géographique**, en effet l'effacement est prévu avec une grande précision et l'algorithme obtient une solution intéressante assez rapidement. Cependant, **cette optimisation ne peut s'effectuer qu'au niveau local** (car il y a un trop grand nombre d'IRIS en France). Si l'on souhaite effectuer une optimisation **au niveau national, la composition des groupes par nombre d'habitants dans les logements semble être la plus efficace** (en termes de vitesse de convergence de l'algorithme) pour le cas étudié dans ce chapitre.

Enfin, l'inconfort a été directement ajouté à la fonction objectif de l'algorithme. Dans les cas d'études précédents, il était observé en sortie de l'optimisation. Il a fallu étudier l'impact du poids lié à l'inconfort dans la fonction objectif sur la courbe de charge ainsi que sur la part d'individus en situation d'inconfort tout au long de la journée. L'évaluation des ordres obtenus a été également réalisée.

L'ensemble de ces optimisations permettrait d'effacer (ou de stocker) plusieurs GWh durant quelques heures au niveau national tout en limitant l'inconfort des consommateurs si les ordres obtenus étaient envoyés à l'ensemble des logements équipés d'un CEEA en France.

Une recherche plus poussée aurait permis de trouver les meilleures valeurs des paramètres (c_1 , c_2 et ω) pour d'autres types de pilotage (effacement ou stockage). En effet, certaines optimisations peuvent peut-être être améliorées avec un meilleur paramétrage. De plus, disposer de plus d'informations sur le CEEA (une sonde de température située au milieu du ballon par exemple) permettrait d'améliorer également l'optimisation. En effet, on pourrait, par exemple, intégrer l'état du stock à tout instant à la fonction objectif afin de borner l'énergie accumulée dans l'ensemble du parc de CEEA.

On a remarqué qu'avec une meilleure connaissance des scénarios de soutirage, on obtiendrait une courbe de charge évaluée plus proche de la courbe objectif. En effet, l'algorithme fonctionne et arrive à obtenir les résultats souhaités (tant en termes d'ETM que d'inconfort des utilisateurs) avec des scénarios de soutirage connus (ordres envoyés durant la journée prévisionnelle). Cependant, l'évaluation de la robustesse des ordres lors de 30 journées réalisées n'est pas entièrement satisfaisante pour la majorité des cas d'étude présentés dans ce chapitre. Cela signifie que la prévision des scénarios de soutirage n'est pas assez précise.

Conclusion générale

Synthèse des résultats obtenus

Au cours de cette thèse, plusieurs stratégies de pilotage de différents parcs de CEEA ont été élaborées et évaluées. Il a tout d'abord été nécessaire de **créer un parc représentatif du parc national** afin d'évaluer les gisements de flexibilité avec des coûts de simulation raisonnables. Des paramètres ont été attribués à chaque logement équipé de CEEA (volume du ballon, surface de logement, nombre d'habitants etc.) afin de créer un parc réaliste par ses caractéristiques moyennes mais aussi par sa diversité. Ce parc a été validé à partir de bases de données de description du territoire et de statistiques nationales. Pour que la courbe de charge agrégée ainsi que la réponse aux ordres envoyés soient réalistes, un parc composé de plusieurs milliers de logements équipés de CEEA a été modélisé et simulé.

Ensuite, **un modèle de CEEA facilement paramétrable** et présentant une précision satisfaisante (pour obtenir les températures de sonde ainsi que de soutirage à tout instant par exemple) tout en ayant un temps de calcul réduit a été présenté. Il a été validé à l'aide du modèle de (Koch 2012). Deux types de CEEA ont été modélisés : **l'un à effet Joule** (représentant la majorité des CEEA présents aujourd'hui en France), **l'autre thermodynamique** (minoritaire en France mais dont la progression est importante). Ces modèles ont dû répondre à une double contrainte : la satisfaction de l'optimisation locale (répondre aux besoins du consommateur) et celle de l'optimisation au niveau du parc (apporter de la flexibilité, associer le stockage d'énergie et l'effacement de consommation). Le modèle de CEEA choisi permet de vérifier à tout instant que les besoins de chaque consommateur sont satisfaits ou non. Dans le même temps, il peut piloter à distance le CEEA en améliorant la flexibilité du réseau électrique. Cette modélisation a pris en compte les paramètres modifiables et pouvant être utile à l'optimisation future.

Enfin, dans le but d'augmenter la flexibilité du réseau, onze scénarios d'effacement ou de stockage ont été simulés. L'algorithme permettant d'identifier les ordres à envoyer à l'ensemble des logements équipés de CEEA est **l'algorithme binaire à essaim particulaire**. Les stratégies obtenues peuvent se scinder en trois groupes :

- Le **pilotage individuel** : l'algorithme obtient des ordres à envoyer à chaque logement séparément. Le but recherché est de créer un effacement ou un stockage d'énergie durant quelques heures. L'algorithme arrive à atteindre la courbe de charge objectif pour chacune des stratégies étudiées, mais en plus de 600 itérations.
- Le **pilotage par groupes** : chaque logement est assigné à un groupe. L'algorithme envoie des ordres communs à l'ensemble des logements d'un groupe. L'idée est de réduire la complexité du problème d'optimisation et le nombre d'ordres à envoyer à travers le réseau car une optimisation individuelle ne peut être mise en place dans un pays de la taille de la France. Plusieurs configurations de composition de groupes ont été étudiées (selon la localisation géographique, la surface du logement, l'efficacité énergétique du CEEA etc.). Les résultats sont meilleurs dans ce type de pilotage que pour le pilotage individuel (en termes de nombre d'itérations pour permettre à l'algorithme de converger). Cependant, il existe de fortes différences d'efficacité selon la manière de composer les groupes : celle par localisation géographique est la plus rapide tandis que celle par surface des logements est la plus lente.
- Le **pilotage individuel avec prise en compte de l'inconfort** directement dans la fonction objectif : contrairement aux deux autres cas où l'inconfort des utilisateurs est uniquement observé en sortie des simulations ; il est inclus à la fonction objectif afin de limiter au maximum l'impact de l'optimisation sur les occupants. Une fois encore, l'algorithme permet d'obtenir une solution acceptable selon l'importance donnée au confort des utilisateurs.

En première approche, l'optimisation est réalisée sur une journée prévisionnelle : on considère les scénarios de puisage parfaitement connus. Ensuite, on a évalué la robustesse des ordres de commande obtenus sur plusieurs journées réalisées avec différents scénarios de soutirage réels.

Les résultats montrent que le modèle retenu ainsi que l'algorithme d'optimisation (OBEP) choisi sont adaptés à l'optimisation de milliers de CEEA afin de réaliser des effacements de quelques heures. Un effacement est possible tout en maintenant la part de logements en situation d'inconfort faible : en soumettant les logements

d'un parc au niveau national, nous pouvons diminuer le pic de puissance matinal de 1,6 GW et déléster 2,24 GWh durant 2h30 lors du pic matinal tout en évitant de créer un rebond post-pilotage. Ces valeurs sont significativement inférieures à celles fournies par (ADEME 2019) : 12 GW de puissance maximum instantanée et 48 GWh de consommation flexible journalière moyenne. En revanche, si le potentiel existe, nous avons pu constater qu'en conditions opérationnelles plus réalistes, il pouvait être délicat de le réaliser en raison de la forte variabilité des scénarios de soutirages à l'échelle d'un ménage.

Perspectives de travail

Dans la continuité de ces travaux, plusieurs pistes seraient intéressantes à étudier. Afin d'améliorer le parc représentatif, les enquêtes effectuées auprès de la population par l'INSEE (recensement en particulier) pourraient être complétées par des questions directement en lien avec les besoins en ECS. De plus, à l'avenir, la part des CET dans les logements français va vraisemblablement augmenter. Des données plus importantes et plus précises sur les CET permettraient d'améliorer la représentativité du parc constitué (COP, volume de stockage, mode de régulation).

Par ailleurs, par manque de temps, nous n'avons pas pu comparer l'algorithme génétique et l'algorithme binaire à essaim particulaire et les valeurs des paramètres de l'algorithme ont été trouvées pour un cas précis (l'objectif était de créer un important effacement durant quelques heures le matin). Elles permettent à l'algorithme de trouver une solution en le moins d'itérations possible. Cependant, ces valeurs sont susceptibles de changer pour une autre stratégie de pilotage...

Dans le domaine de l'évaluation de la robustesse des ordres face aux scénarios de soutirage, une meilleure connaissance des profils de besoins ECS des utilisateurs permettrait de l'augmenter significativement. L'algorithme donne de bons résultats puisque les courbes de charge objectif (ou la limitation de l'inconfort des consommateurs) sont obtenues. Toutefois, les variations entre la prédiction de puisage et leur réalisation effective ne permettent pas d'atteindre exactement l'effacement souhaité, bien que cet écart serait sûrement moins important si le parc simulé comprenait plus de logements en raison d'un foisonnement un peu plus important, au détriment d'un temps de convergence bien plus important. Par exemple, la Figure 134 présente la courbe de charge d'une journée prévisionnelle ainsi que celles de 30 journées réalisées (de la même manière que la Figure 79 pour un parc de 1000 logements) pour un parc de 4000 logements équipés de CEEA. Nous observons que les variations entre les courbes de charge sont moins importantes que dans le cas d'un parc de 1000 logements.

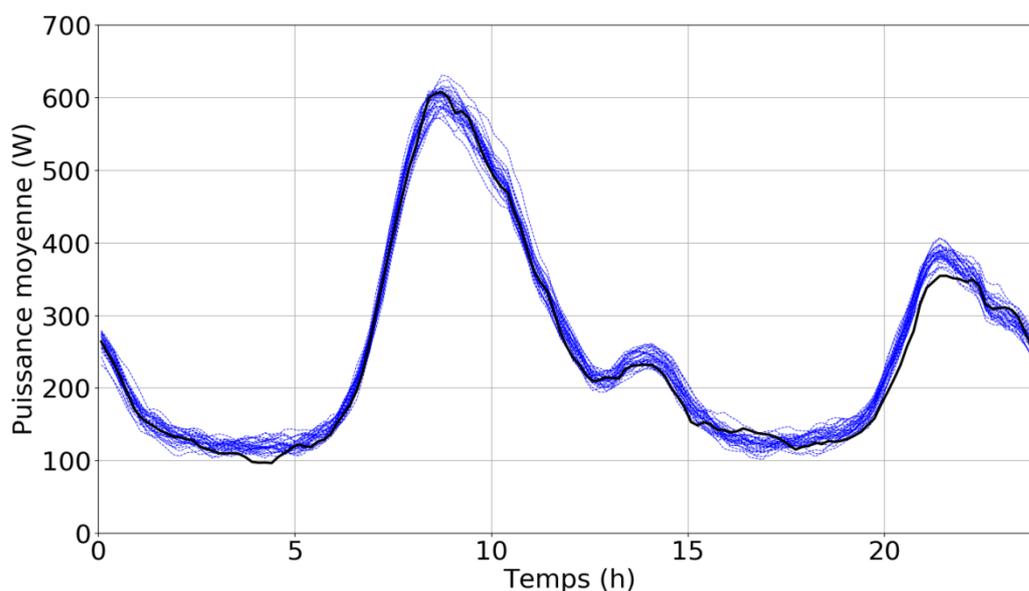


Figure 134: Courbes de charge prévisionnelle et réalisées (parc de 4000 logements équipés de CEEA)

Dernière perspective: le type d'optimisation envisagé dans cette thèse peut s'appliquer aisément à d'autres systèmes énergétiques. En effet, des stratégies de pilotage visant à améliorer la consommation électrique des systèmes de chauffage ou encore des voitures électriques est également intéressant. En connaissant (et modélisant) les emplois du temps d'un parc d'utilisateurs, il est possible avec les mêmes outils d'optimiser le fonctionnement de ces systèmes tout en minimisant l'inconfort des consommateurs (défini par la température ambiante pour le chauffage). Par exemple, (Sundström 2010) a minimisé la puissance consommée pour charger les batteries d'un parc de véhicules électriques. De son côté, (Vazifeh et al. 2015) a effectué une optimisation sur un parc de véhicules électriques où la fonction objectif comprenait la distance à parcourir aux utilisateurs pour recharger leur voiture. De plus, (Berthou 2013) a proposé des stratégies d'optimisation et de délestage adaptés aux bâtiments tertiaires. Le recours à la flexibilité des consommations finales est certainement un élément important du pilotage des réseaux incorporant de plus en plus de sources d'énergie renouvelable.

Nomenclature

Symbole	Description	Unité
A_i	Surface d'échange avec l'extérieur par la couche i	[m ²]
c	Capacité thermique de l'eau	[J/(kg.K)]
c_1	Terme cognitif de l'OBEP	[-]
c_2	Terme d'apport social de l'OBEP	[-]
COP	Coefficient de performance	[-]
cov	Covariance entre deux variables	[-]
d	Hauteur d'une couche de ballon	[m]
$diff_{\acute{e}val}$	Ratio permettant de connaitre généralement la position de la C_{JR} par rapport à la C_{JP}	[W]
D_p	Distance de Minkowski au rang p	[-]
ENC	Énergie non consommée durant la période pilotée	[Wh]
ETM	Écart-type à la moyenne	[W]
ETM_f	Écart-type à la moyenne final (lorsque l'OBEP est finie)	[W]
f_{obj}	Fonction objectif de l'OBEP	[W] ou [-]
f_{ordres}	Fréquence d'envoi des ordres aux CEEA	[-]
k	Conductivité thermique de l'eau	[W/(m.K)]
IH	Inconfort-heure	[min]
IM	Inconfort moyen	[%]
It_6	Nombre d'itérations avant que l'ETM ne devienne inférieur à 6W	[-]
m_i	Masse d'eau dans la couche i	[kg]
\dot{m}_h	Débit massique de l'eau vers le bas	[kg/s]
\dot{m}_L	Débit massique de l'eau vers le haut	[kg/s]
N	Nombre de couches du ballon	[-]
Nb_{lgmts}	Nombre de logements étudiés	[-]
Nb_{ordres}	Nombre d'ordres envoyés	[-]
Nb_{it}	Nombre d'itérations de l'OBEP	[-]
Nb_{part}	Nombre de particules de l'OBEP	[-]
P_a	Puissance électrique du CET	[W]
P_i	Puissance injectée dans la couche i	[W]
P_{obj}	Puissance objectif à atteindre	[W]
P_{th}	Puissance thermique du CET	[W]
$poids_{inc}$	Poids à assigner au terme lié à l'inconfort dans la fonction objectif	[W ⁻¹]
R^2	Coefficient de corrélation	[-]
$ratio_{tps}$	Ratio entre le taux de fonctionnement de chaque CEEA dans le cas de référence et dans le cas optimisé	[%]
S_i	Surface de contact entre le condenseur et la couche i	[m ²]
t_{6W}	Temps de simulation avant que l'ETM ne devienne inférieur à 6W	[min]
T_e	Température extérieure	[K]
T_{eau}	Température d'eau au niveau de l'échangeur du CET	[K]
T_f	Température de fluide	[K]
T_i	Température d'eau moyenne de la couche i	[K]
t_v	Taille du voisinage de la particule i	[-]
U	Coefficient de déperditions thermiques surfacique	[W/(m ² .K)]
var	Variance d'une variable	[-]
v_i	Vecteur vitesse de la particule i	[-]
x_i	Vecteur position de la particule i de l'OBEP	[-]

Acronymes

Symbole	Description
AG	Algorithme génétique
CEEA	Chauffe-eau électrique à accumulation
CEJ	Chauffe-eau à effet Joule
CET	Chauffe-eau thermodynamique
C_{JP}	Courbe de charge liée à la journée prévisionnelle
C_{JR}	Courbe de charge liée à une journée réalisée
ECS	Eau-chaude sanitaire
EnR	Énergies Renouvelables
HP/HC	Heures pleines / heures creuses
IRIS	Ilots regroupés pour l'information statistique
JP	Journée prévisionnelle
MJR	Moyenne des journées réalisées
OBEP	Optimisation binaire par essaim particulière
OEP	Optimisation par essaim particulière
PAC	Pompe à chaleur
PV	Photovoltaïque
TCFM	Télécommande centralisée à fréquence musicale
TIC	Technologie de l'information et de la communication

Lettres grecques

Symbole	Description	Unité
α	Coefficient binaire (0 ou 1) spécifiant si la couche étudiée est la plus haute du ballon	[-]
β	Coefficient binaire (0 ou 1) spécifiant si la couche étudiée est la plus basse du ballon	[-]
γ	Différence de débits : $\dot{m}_h - \dot{m}_L$	[kg/s]
Δt	Pas de temps de simulation	[s]
ΔT_i	Différence de température entre le condenseur et l'eau de la couche i	[K]
ρ	Masse volumique de l'eau	[kg/m ³]
ω	Terme d'inertie de l'OBEP	[-]

Indices

Symbole	Description
<i>ext</i>	Extérieur
<i>Gbest</i>	Meilleure position des particules parmi le voisinage (OBEP)
<i>Nom</i>	Nominal(e)
<i>Pbest</i>	Meilleure position personnelle (OBEP)

Bibliographie

ADEME, 2014. Baromètre 10 000 ménages: les ménages français face à l'efficacité énergétique de leur logement en 2013.

ADEME, 2015. Un mix électrique 100 % renouvelable ? Analyses et optimisations.

ADEME, 2016. Les besoins d'eau chaude sanitaire en habitat individuel et collectif..

ADEME, 2017. Actualisation du scénario énergie-climat.

ADEME, 2019. Trajectoires d'évolution du mix électrique 2020-2060.

ADEME, www.ademe.fr/expertises/batiment/passer-a-l'action/elements-dequipement/leau-chaude-sanitaire
[consulté le 26 septembre 2019]

Ansanay-Alex, G., Abdelouadoud, Y., Statistical and stochastic modelling of French households and their energy consuming activities, 12th REHVA World Congress - CLIMA 2016, At Aalborg, Denmark, Volume: 6

Ariston, 2016. Chauffe-eau électriques VELIS, HPC, SAGEO, INITIO & CUPID'O.

Atikol, U., A simple peak shifting DSM (Demand-Side Management) strategy for residential water heaters, Energy, Volume 62, 2013, Pages 435-440, ISSN 0360-5442.

Beeker-Adda, N., Modélisation et contrôle des ballons d'eau chaude sanitaire à effet Joule: du ballon individuel au parc, Thèse de doctorat en Mathématiques et automatique, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2016.

Berthou, T., Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement, Thèse de doctorat en Energétique et Procédés, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2013.

Berthou, T., Duplessis, B., Rivière, P., Stabat, P., Casetta, D., Marchio, D., Smart-E: a tool for energy demand simulation and optimization at the city scale, Building Simulation Conference, Hyderabad (India), December 2015.

Conclusion générale

- Berthou, T., Duplessis, B., Stabat, P., Rivière, P., Urban energy models validation in data scarcity context: case of the electricity consumption in the French residential sector, Building Simulation 2019, Rome (Italy), September 2019.
- Cauret, O. (2016). Heat Pump Water Heaters : French Market Overview. 10.13140/RG.2.2.30566.22084.
- CSTB, 2012. RT 2012.
- Deutz, K., Cauret, O., Rullière, R., Haberschill, P., Modeling and experimental study of a heat pump water heater cycle, 16th Refrigeration & Air Conditioning Conference at Purdue, At Purdue University, West Lafayette, USA, 2016.
- Dolan, P.S., Nehrir, M.H., Gerez, V., 1996. Development of a Monte Carlo based aggregate model for residential electric water heater loads, Electric Power Systems Research, Volume 36, Issue 1, 1996, Pages 29-35, ISSN 0378-7796.
- Geothermique Normandie. www.geothermique-normandie.com/ballon-thermodynamique [consulté le 2 mars 2019]
- EHPA, 2016. European Heat Pump Market and Statistics Report.
- Hassan, R., Cohanin, B., Ladislav de Weck, O., Venter, G., A comparison of particle swarm optimization and genetic algorithm, Proceedings of the 46th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics & Material Conference, 2005.
- Hu, Xiaohui & Obaiahnhatti, B.Gireesha. Multiobjective Optimization Using Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, CEC 2002. 2. 10.1109/CEC.2002.1004494, 2002.
- INSEE, 2012. Enquête Emploi Du Temps 2010.
- INSEE, 2015. Enquête Emplois Du Temps.
- INSEE. www.insee.fr/fr/statistiques/1405599?geo=COM-31555 [consulté le 14 novembre 2018]
- Noël, J., Heintz, J., Albaric, M., Modélisation, implémentation et validation d'un modèle général de ballon ECS, Conférence IBPSA France 2010, Moret-sur-Loing, novembre 2010.

Conclusion générale

- Keplinger, Peter & Huber, Gerhard & Petrasch, Jörg. Autonomous optimal control for demand side management with resistive domestic hot water heaters using linear optimization. *Energy and Buildings*. 100. 10.1016/j.enbuild.2014.12.016, 2014.
- Koch, S., Demand response methods for ancillary services and renewable energy integration in electric power systems, Thèse de doctorat en Power Systems Laboratory, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, No. 20470, 2012.
- Laurent, J.C., Desaulniers, G., Malhamé, R., Soumis, F., A column generation method for optimal load management via control of electric water heaters, *IEEE Trans Power Syst* 10(3), 1389-1400. 1995.
- Maneewongvatana, S., Mount, D., Analysis of approximate nearest neighbor searching with clustered point sets, ALENEX '99, Baltimore, MD, Jan 15-16, 1999
- Marini, F., Walczak, B., Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Volume 149, Part B, 2015, Pages 153-165, ISSN 0169-7439.
- Miranda, L.J.V., 2018. PySwarms: a research toolkit for particle swarm optimization in Python. *J. Open Source Softw.* 3(21), 433. 2018.
- Moreau, A., 2011. Control strategy for domestic water heaters during peak periods and its impact on the demand for electricity, *Energy Procedia*, Volume 12, 2011, Pages 1074-1082, ISSN 1876-6102.
- Morisot, O., Marchio, D., Fleury, E., 2004. Pompe à chaleur à condensation à air: modélisation simplifiée dans l'optique d'un calcul des consommations d'énergie d'une installation de climatisation dans un bâtiment tertiaire.
- Morisot, Marchio, Fleury, ConsoClim, Cahier des algorithmes, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2006
- Nehrir, M.H., LaMeres, B., A customer-interactive electric water heater demand-side management strategy using fuzzy logic. Department of Electrical and Computer Engineering, Montana State University, Bozeman, MT 59717. 1999.
- PAC & Clim'Info, Dossier de presse www.uniclima.fr, La climatisation, les pompes à chaleur. Les chiffres du marché français de janvier à août 2018. 2018.

Conclusion générale

Pfeiffer, M., Load control strategies for electric water heaters with thermal stratification. Semester Thesis, Power Systems Laboratory, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, vol. 52. 2011.

B. Rautenbach and I. E. Lane, "The multi-objective controller: a novel approach to domestic hot water load control," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 4, pp. 1832-1837, Nov. 1996, doi: 10.1109/59.544650.

Rodriguez, Integration of a Dynamic Model for Stratified Electric Water Heaters into DPG.sim, Semester Thesis, Power systems laboratory, ETH Zurich, Zurich, August 4, 2017

RTE, 2015. Bilan Prévisionnel de l'équilibre Offre-Demande d'électricité En France.

RTE. www.rte-france.com/fr/eco2mix/eco2mix-consommation [consulté le 23 juillet 2019]

Ruben Deutz, K., Optimisation du cycle de fonctionnement d'un chauffe-eau thermodynamique résidentiel. Thèse de doctorat en Thermique et énergétique, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2018.

A. Sepulveda, L. Paull, W. G. Morsi, H. Li, C. P. Diduch and L. Chang, "A novel demand side management program using water heaters and particle swarm optimization," *2010 IEEE Electrical Power & Energy Conference*, Halifax, NS, 2010, pp. 1-5, doi: 10.1109/EPEC.2010.5697187.

Settles, M., An introduction to particle swarm optimization. Moscow, Idaho: University of Idaho. 2005.

Sundström, Olle & Binding, Carl. (2010). Planning electric-drive vehicle charging under constrained grid conditions. 1 - 6. 10.1109/POWERCON.2010.5666620.

TRNSYS. Water heater type 4.

Vazifeh, Mohammad & Zhang, Hongmou & Santi, Paolo & Ratti, Carlo. (2015). Optimizing the Deployment of Electric Vehicle Charging Stations Using Pervasive Mobility Data. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. 121. 10.1016/j.tra.2019.01.002. VHK. 2007.

Eco-design of water heaters. European commission, final report.

Wang, L., Xiuting, W., Jingqi, F., Lanlan, Z., 2008. A novel probability binary particle swarm optimization algorithm and its application. *JOURNAL OF SOFTWARE*, VOL. 3, NO. 9, DECEMBER 2008

Table des figures

Figure 1: Scénario à long terme de la production d'électricité au niveau national (ADEME 2017)	2
Figure 2: Exemple d'une journée de gestion de production d'électricité pour un mix 100 % renouvelable (ADEME 2015)	3
Figure 3: Profil journalier moyen de la consommation pilotée de manière statique (ECS et véhicules électriques) (ADEME 2015)	4
Figure 4: Schéma d'un pilotage local	5
Figure 5: Schéma d'un pilotage groupé	6
Figure 6: Parc de résidences principales selon l'énergie pour l'eau chaude (RTE, 2015)	10
Figure 7: Évolution des ventes de CET en Europe et en France de 2005 à 2015	10
Figure 8: Schéma de distribution des CEEA	12
Figure 9: Ratio des activités sur une journée ordinaire de semaine pour les individus actifs	13
Figure 10: Ratio des activités un dimanche pour les individus actifs	13
Figure 11: Histogramme des besoins journaliers moyens par logement	14
Figure 12: Soutirage moyen par individu sur une journée ordinaire de semaine selon qu'il soit actif, retraité ou étudiant	14
Figure 13: Soutirage moyen par individu selon le jour de la semaine	15
Figure 14: Débit de puisage moyen par logement selon la saisonnalité	15
Figure 15: Débit moyen durant une journée de semaine pour 2 scénarios de soutirage différents	16
Figure 16: Soutirage d'un même logement durant une journée de semaine pour 2 scénarios de soutirage différents	16
Figure 17: Division du territoire français en 8 zones géographiques	17
Figure 18: Température d'eau froide moyenne en France sur l'année selon la zone climatique (CSTB 2010)	18
Figure 19: Schéma de distribution des CET	21
Figure 20: Distribution des COP nominaux dans un parc théorique de CET	22
Figure 21: Températures d'air extérieur pour les 8 régions durant une journée en janvier (CSTB 2010)	22
Figure 22: Température d'air extérieur moyenne en France sur l'année (CSTB 2010)	23
Figure 23: Schéma du fonctionnement du modèle de CEEA dans le parc représentatif	29
Figure 24: Représentation synoptique du modèle de CEEA et de son environnement (entrées/sorties, paramètres et contrôles)	29
Figure 25: Schéma du modèle de CEJ de TRNSYS	34
Figure 26: Schéma d'un exemple de mélange partiel des couches	34
Figure 27: Schéma du fonctionnement de la régulation du CEEA	35
Figure 28: Schéma d'une couche ordinaire dans le modèle (Koch 2012) - (Rodriguez et al. 2017)	36
Figure 29: Schéma de la couche supérieure dans le modèle (Koch 2012) - (Rodriguez et al. 2017)	38
Figure 30: Schéma de la couche inférieure dans le modèle (Koch 2012) - (Rodriguez et al. 2017)	38
Figure 31: Températures dans les couches du modèle Koch	38
Figure 32: Puissance électrique appelée pour un ballon de 300 litres durant 3 jours (modèle Koch 2012)	39
Figure 33: Puissance moyenne d'un parc de 4143 CEEA de 300 litres modélisés d'après Koch	39
Figure 34: Température dans chacune des couches du modèle (Béjannin, 2017) avec un pas de temps de 5 minutes	40
Figure 35: Température moyenne du parc pour le modèle Koch et de (Béjannin, 2017) - pas de temps de 2 minutes 30 secondes	42
Figure 36: Puissance moyenne du parc pour le modèle Koch et de (Béjannin, 2017) - pas de temps de 2 minutes 30 secondes	42
Figure 37: Comparaison des appels de puissance pour le modèle Koch et de (Béjannin, 2017) - pas de temps de 2 minutes 30 secondes	43
Figure 38: Distribution des écarts entre le modèle Koch et le modèle (Béjannin, 2017) à un pas de temps de 2 minutes et 30 secondes	43
Figure 39: Courbe de charge agrégée d'un parc représentatif de plus de 4000 logements tous équipés de CEJ modélisés avec (Béjannin, 2017) pour deux journées ordinaires de janvier	44
Figure 40: Schéma d'un chauffe-eau thermodynamique (geothermique-normandie.fr) - l'appoint électrique n'est pas représenté	45
Figure 41: Résultats de la corrélation comparés aux valeurs expérimentales	47
Figure 42: Résultats de la corrélation comparés aux valeurs expérimentales pour des valeurs de T_{eau} comprises entre 48 °C et 55 °C	47

Figure 43: Puissance thermique en fonction de la température dans l'échangeur - Comparaison modèle données de Deutz	49
Figure 44: COP en fonction de la température du condenseur - Comparaison modèle données de Deutz	49
Figure 45: Fonctionnement de la PAC et de l'appoint (Viessman)	50
Figure 46: Température extérieure moyenne pour deux journées ordinaires de juillet	51
Figure 47: Température d'eau au niveau de l'échangeur (moyenne sur l'ensemble des logements) pour deux journées ordinaires de juillet	51
Figure 48: Part des CET fonctionnant grâce à la PAC pour deux journées ordinaires de juillet.....	51
Figure 49: Températures extérieures des 8 régions de France lors de deux journées ordinaires de janvier	52
Figure 50: Température extérieure moyenne pour deux journées ordinaires de janvier	52
Figure 51: Température d'eau au niveau de l'échangeur (moyenne sur l'ensemble des logements) pour deux journées ordinaires de janvier	53
Figure 52: Part des CET fonctionnant grâce à la PAC pour deux journées ordinaires de janvier	53
Figure 53: Températures extérieures des 8 régions de France diminuées de 20 °C lors de deux journées ordinaires de janvier.....	54
Figure 54: Température d'eau au niveau de l'échangeur (moyenne sur l'ensemble des logements) pour deux journées ordinaires de janvier dont la température extérieure a été diminuée de 20 °C.....	54
Figure 55: Température moyenne des ballons pour les 10 couches des CET (dans le cas de deux journées ordinaires d'un mois de janvier dont la température extérieure a été diminuée de 20 °C).....	55
Figure 56: Part des CET fonctionnant grâce à la PAC pour deux journées ordinaires de janvier (dont la température extérieure a été diminuée de 20 °C)	55
Figure 57: Températures extérieures moyennes pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre sur deux journées.....	56
Figure 58: Courbes de charge agrégées moyennes pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre sur deux journées	56
Figure 59: COP moyen avec l'écart-type selon les logements du parc représentatif pour les mois de janvier, avril, juillet et octobre	57
Figure 60: Écart-type des températures extérieures moyennes des logements dont le CET est en fonctionnement pour les mois de janvier et de juillet lors de deux journées ordinaires	58
Figure 61: Énergie quotidienne moyenne consommée par un logement équipé d'un CET selon le mois de l'année	58
Figure 62: Courbe de charge agrégée du parc représentatif de plus de 4000 logements dont 9,5 % sont équipés de CET pour une journée ordinaire de janvier	59
Figure 63: Schéma de l'optimisation	64
Figure 64: Exemple de voisinage	67
Figure 65: Courbe de la fonction sigmoïde	68
Figure 66: Logigramme de l'OBEP.....	69
Figure 67: Exemple d'une particule dans le cas de trois CEEA	70
Figure 68: Comparaison des courbes de charge d'un parc représentatif du parc national avec 1000 et 4000 logements	72
Figure 69: Schéma du cycle d'analyses de sensibilité pour paramétrer l'OBEP	73
Figure 70: ETM pour les valeurs de c_1 de 0,1 à 3	74
Figure 71: ETM pour les valeurs de c_1 de 4 à 15	74
Figure 72: ETM pour les valeurs de c_1 de 20 à 1000	75
Figure 73: ETM en fonction du temps selon le nombre de particules.....	77
Figure 74: Optimisation pour obtenir une puissance moyenne de 300 W sur un parc représentatif du parc actuel de CEEA	79
Figure 75: Pourcentage de CEEA en inconfort lors d'un délestage visant une puissance moyenne de 300 W	80
Figure 76: Courbe de charge obtenue pour une puissance moyenne souhaitée de 470 W durant 3h30	84
Figure 77: Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour une puissance moyenne souhaitée de 470 W durant 3h30	84
Figure 78: ETM selon le nombre d'itérations pour une puissance moyenne souhaitée de 470 W durant 3h30	85
Figure 79: Courbes de charge prévisionnelle et réalisées	85
Figure 80: Schéma de l'évaluation des résultats de l'optimisation	86
Figure 81: Courbe de charge moyenne sur 30 journées de réalisation (courbe objectif constante égale à 470 W)	87
Figure 82: Meilleure courbe de charge évaluée avec courbe objectif constante égale à 470 W en moyenne par logement.....	87
Figure 83: Pire courbe de charge évaluée avec courbe objectif constante égale à 470 W en moyenne par logement.....	88

Figure 84: $diff_{\text{éval}}$ de l'ensemble des groupes pour un faible effacement sur un parc composé à 10 % de CET ...	90
Figure 85: État du stock dans le cas de référence moyen et pour le cas piloté moyen des 30 journées réalisées (courbe objectif constante égale à 470 W)	91
Figure 86: Pourcentage moyen de CEEA en inconfort (courbe objectif constante égale à 470 W).....	92
Figure 87: Meilleur et pire pourcentages de CEEA en inconfort (courbe objectif constante égale à 470 W).....	92
Figure 88: Consommation électrique nationale le 15 janvier 2019 (RTE n.d.).....	93
Figure 89: Courbe de charge obtenue pour un délestage de 50 W durant 6 h.....	94
Figure 90: Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour un délestage de 50 W durant 6 h.....	94
Figure 91: Meilleure courbe de charge évaluée pour un effacement constant	95
Figure 92: Pire courbe de charge évaluée pour un effacement constant	96
Figure 93 : Courbe de charge obtenue pour un stockage durant 2 heures	97
Figure 94 : Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour un stockage durant 2 heures.....	97
Figure 95 : Part des CEEA en fonctionnement dans le cas de référence.....	98
Figure 96: Part des CEEA en fonctionnement dans le cas optimisé (stockage)	98
Figure 97: Courbe de charge obtenue pour une puissance moyenne de 100 W dans un parc équipé à 50 % de CET	100
Figure 98: Pourcentage de CEEA en inconfort obtenu pour une puissance moyenne de 100 W dans un parc composé à 50 % de CET	101
Figure 99: Part des CEEA en fonctionnement dans le cas de référence (parc équipé à 50 % de CET)	101
Figure 100: Part des CEEA en fonctionnement dans le cas optimisé (parc équipé à 50 % de CET)	102
Figure 101: Ratio de fonctionnement des CET (parc équipé à 50 % de CET).....	103
Figure 102: Part des CEJ et CET en fonctionnement durant la période optimisée par rapport à la journée de référence (en l'absence de pilotage).....	104
Figure 103: Courbe de charge moyenne évaluée pour un effacement important (parc composé à 56 % de CET)	105
Figure 104: COP moyen des CET en fonctionnement (parc équipé à 100 % de CET).....	106
Figure 105: Courbes de charge évaluée pour un effacement important (parc composé à 100 % de CET)	107
Figure 106: Courbe de charge optimisée en créant des groupes par IRIS	109
Figure 107: Pourcentage de CEEA en inconfort en créant des groupes par IRIS	110
Figure 108: $ratio_{\text{tps}}$ pour 44 groupes créés selon la localisation géographique (Toulouse)	110
Figure 109: Courbe de charge optimisée avec 30 groupes créés aléatoirement	112
Figure 110: $ratio_{\text{tps}}$ pour 30 groupes créés aléatoirement	113
Figure 111: Pourcentage de CEEA en inconfort avec 30 groupes créés aléatoirement.....	113
Figure 112: Courbe de charge optimisée pour la classe "1 personne par logement"	115
Figure 113: Courbe de charge optimisée pour la classe "2 personnes par logement"	115
Figure 114: Courbe de charge optimisée pour la classe "3 personnes par logement"	116
Figure 115: Courbe de charge optimisée pour la classe "4 personnes par logement"	116
Figure 116: Courbe de charge optimisée pour la classe "5 personnes ou plus par logement"	117
Figure 117: Ordres moyens envoyés aux différentes classes (selon le nombre d'individus dans le logement) ...	117
Figure 118: $ratio_{\text{tps}}$ pour 30 groupes créés selon la surface du logement.....	119
Figure 119: ETM pour une composition des groupes aléatoires et par efficacité énergétique	120
Figure 120: Courbe de charge optimisée avec des groupes créés selon l'efficacité énergétique des CEEA (parc fictif composé à 53 % de CET)	121
Figure 121: Pourcentage de CEEA en inconfort avec des groupes créés selon l'efficacité énergétique des CEEA (parc fictif composé à 53 % de CET).....	121
Figure 122: Ratio de fonctionnement des CET pour un important délestage avec des groupes créés par efficacité énergétique (parc fictif à 53 % de CET).....	122
Figure 123: $ratio_{\text{tps}}$ moyen des 30 groupes pour un important délestage avec des groupes créés par efficacité énergétique (parc fictif à 54 % de CET).....	122
Figure 124: COP moyen pour un important délestage avec des groupes créés par efficacité énergétique (parc fictif à 53 % de CET)	123
Figure 125: ETMf et l'inconfort-heure en fonction du poids accordé à l'inconfort	127
Figure 126: ETMf et l'inconfort-heure en fonction du poids accordé à l'inconfort (zoom sur les valeurs comprises entre 400 et 600)	127
Figure 127: Approximation de l'ETMf.....	128
Figure 128: Approximation de l'inconfort-heure.....	129
Figure 129: Énergie moyenne effacée par logement par rapport au cas de référence en fonction de $poids_{\text{inc}}$	130
Figure 130: Courbe de charge avec différentes valeurs de $poids_{\text{inc}}$	131
Figure 131: Pourcentage de CEEA en inconfort avec différentes valeurs de $poids_{\text{inc}}$ (0, 485 et 10000).....	131
Figure 132: Évaluation moyenne de la courbe de charge.....	132

Conclusion générale

Figure 133: Évaluation moyenne de l'inconfort 132
Figure 134: Courbes de charge prévisionnelle et réalisées (parc de 4000 logements équipés de CEEA) 137

Liste des tableaux

Tableau 1: Usages flexibles et hypothèses associées pour 2050 (ADEME 2019)	3
Tableau 2: Paramètres de représentativité retenus pour la validation du parc réduit	11
Tableau 3: Statistiques de vente des CEEA en France	12
Tableau 4: Attribution des volumes des ballons en fonction de la surface des logements	12
Tableau 5: Répartition de la puissance électrique en fonction du volume du ballon	12
Tableau 6: Volume moyen journalier puisé par type d'individus	14
Tableau 7: Coefficients mensuels pour l'estimation des besoins d'ECS à >40 °C (ADEME 2016).....	15
Tableau 8: Rayons et hauteurs des volumes disponibles pour l'eau en fonction des volumes des ballons.....	19
Tableau 9: Pertes thermiques de la RT 2012 pour les volumes du parc représentatif	19
Tableau 10: Pertes thermiques de (Ariston n.d.)pour les volumes du parc représentatif	20
Tableau 11: Sources nécessaires à la modélisation d'un parc de CEEA	25
Tableau 12: Résumé des modèles de CEEA étudiés	31
Tableau 13: Valeurs du débit de convection en fonction du nombre de couches et du pas de temps (Rodriguez et al. 2017)	37
Tableau 14: Temps de calcul et écart du modèle (Béjannin, 2017) à celui de Koch en fonction du pas de temps	41
Tableau 15: Consommation énergétique quotidienne moyenne selon le mois pour un parc de CEJ	44
Tableau 16: Répartition de la surface en contact avec l'échangeur pour chacune des couches	47
Tableau 17: Énergie moyenne par logement par jour consommée pour les besoins ECS dans le parc national représentatif.....	59
Tableau 18: Intervalle des valeurs testées des paramètres de l'algorithme d'optimisation	71
Tableau 19: Valeurs finales de l'ETM selon la valeur de c_1	75
Tableau 20: Valeurs finales de l'ETM selon les valeurs de c_2 et ω	76
Tableau 21: Nombre d'itérations maximal en fonction du nombre de particules	76
Tableau 22: Valeurs finales de l'ETM selon le nombre de particules	77
Tableau 23: Valeurs finales de l'ETM selon le nombre de voisins (tv).....	77
Tableau 24: Valeurs finales des paramètres de l'optimisation.....	78
Tableau 25: Valeurs finales de l'ETM selon la fréquence d'envoi des ordres (fordres)	82
Tableau 26: Taux de CEEA en moyenne selon l'autorisation et le fonctionnement des ballons	88
Tableau 27: Évaluation de l'énergie non consommée	90
Tableau 28: Évaluation de la durée supplémentaire moyenne d'inconfort par heure pour une puissance moyenne de 470 W	93
Tableau 29: Évaluation de la robustesse dans le cas d'un effacement constant.....	95
Tableau 30: Évaluation de la robustesse dans le cas d'un stockage d'énergie	99
Tableau 31: Résumé des 3 pilotages individuels obtenus	99
Tableau 32: Évaluation pour un effacement important (parc composé à 56 % de CET)	104
Tableau 33: Détail des différences moyennes de taux de fonctionnement entre le cas de référence et l'optimisation en fonction du COP	106
Tableau 34: Évaluation pour un effacement important (parc composé à 100 % de CET)	107
Tableau 35: Caractéristiques des 44 groupes de Toulouse	109
Tableau 36: Caractéristiques de l'optimisation selon le nombre de groupes du parc.....	111
Tableau 37: Caractéristiques des 30 groupes créés aléatoirement	112
Tableau 38: Diversité des logements en fonction du nombre d'individus par logement.....	114
Tableau 39: Caractéristiques des groupes créés selon la surface des logements	118
Tableau 40: Caractéristiques groupes créés par efficacité énergétique (parc à 53 % de CET)	120
Tableau 41: Résumé des résultats de pilotage groupé.....	123
Tableau 42: Avantages et inconvénients des différentes manières de composition des groupes de logements ..	124
Tableau 43: ETM et inconfort selon la valeur de poids_{inc}	126
Tableau 44: Synthèse de l'évaluation de la robustesse avec prise en compte de l'inconfort.....	133

Liste des équations

Équation 1: Pertes thermiques de la RT 2012 (kWh/j).....	19
Équation 2: Calcul de la surface liée aux pertes thermiques	19
Équation 3: Équation de chaque couche du modèle de (TRNSYS Type 4)	33
Équation 4 : Terme de pertes thermiques du modèle (Koch 2012)	36
Équation 5 : Terme de puissance injectée (Koch 2012).....	36
Équation 6: Terme de conduction du modèle (Koch 2012).....	37
Équation 7: Terme de masse dû à la convection naturelle (Koch 2012)	37
Équation 8: Coefficient de corrélation	41
Équation 9: Modèle de pompe à chaleur ConsoClim	46
Équation 10: Corrélation expérimentale entre la température de fluide dans le condenseur (T_f) et celle de l'eau dans le ballon au niveau de l'échangeur (T_{eau}).....	46
Équation 11: Répartition de la puissance dans un CET pour chacune des couches	48
Équation 12: Exemple de formulation d'un problème d'optimisation	63
Équation 13: Mise à jour de la vitesse des particules	66
Équation 14: Distance de Minkowski	67
Équation 15: Fonction sigmoïde du terme i de la particule k	68
Équation 16: Modification ou non du terme i de la particule k	68
Équation 17: Taille T_{part} des particules d'un pilotage individuel	70
Équation 18: Taille T_{part} des particules d'un pilotage par groupes	70
Équation 19: Ecart-type à la moyenne	72
Équation 20: Calcul de $F_{éval}$	89
Équation 21: Condition pour que C_{JR} soit située généralement et en moyenne sur la période optimisée sous C_{JP}	89
Équation 22: Calcul de $part_{éval}$ dans le cas d'un faible effacement sur un parc composé à 10 % de CET	89
Équation 23: Détail du calcul de $diff_{éval}(i)$	89
Équation 24: Inconfort moyen pour l'évaluation de l'optimisation	91
Équation 25: Inconfort-heure	92
Équation 26: $ratio_{ips}$	103
Équation 27: Fonction objectif prenant en compte l'inconfort	125
Équation 28: Critère de sortie de l'algorithme lorsque l'inconfort est pris en compte dans la fonction objectif .	125
Équation 29: Erreur moyenne (%) entre la courbe de charge optimisée et la courbe objectif.....	126
Équation 30: Approximation de l'ETMf selon $poids_{inc}$	128
Équation 31: Approximation de l'inconfort-heure selon $poids_{inc}$	128

Annexe: article IBPSA England 2018

Evaluation of Water Heaters Control Strategies For Electricity Storage And Load Shedding At National Scale

Baptiste B ejannin¹, Thomas Berthou¹, Bruno Duplessis¹, Dominique Marchio¹

¹MINES ParisTech, PSL Research University, Centre d'efficacit e  nerg tique des syst mes

Abstract

The objective of this study is to assess the impact of storage and cut-off scenarios on electric water heaters at national scale. It provides directions for future optimization on the French electric load curve.

Thanks to accurate modellings of drop-off scenarios, it is possible to simulate hundreds of hot water tanks which represent a country's stock. The model of water heaters is adequate for an accurate assessment of domestic hot water (DHW) parameters - draw-off temperature, end user comfort and the influence of the temperature sensor controlling on/off sequences -, while reducing the computation time. The electrical water heaters (EWH) are parameterized using long-term sales statistics combined with a water drop-off time of use survey to represent the national diversity.

Within the scope of reducing the power demand and maintaining the comfort of the consumers or, on the contrary, storing the maximum energy possible during a certain period of the day; we simulate - with a representative panel of EWH - two scenarios which consist in:

- Turning the EWH on to increase national electric demand for a short time,
- Cutting the EWH off to reduce national electricity demand for a short time.

Introduction

Renewable energies have taken on significant importance in the energy mix. To support the integration of these new intermittent energy sources, larger flexibility from the electrical grid is needed. EWH can be viewed as an opportunity to increase this flexibility on a large scale. Indeed, thanks to their ability to store energy, they can be switched off - for load shedding purpose - or switched on - for storage purpose - without affecting the comfort of the consumers.

Several papers have already studied the control of a EWH stock. The aim is whether to decrease the maximum of the demand power or to minimize the consumed energy while maximizing the comfort of the consumers. For example, Atikol (2013) suggests forcing some water heaters to be turned on before or after the night peak consumption. Dolan (1996) creates a turning load shedding during all the day. Rautenbach (1996) and Sepulveda (2010) obtain a diminution of the power peak respectively with the gradient method and binary particle swarm optimization. In most of those papers, the comfort assessment is rather limited. In fact, it is even omitted in the optimisation process. The originality of our research paper lies in including user comfort in the assessment parameters such as the energy stored in the tanks. Moreover, in order to launch optimization processes on thousands of devices, this paper introduces a fast running model of EWH which is compared to a validated model - Koch (2012).

In this paper, we aim thus to evaluate the effect of two control scenarios on an EWH stock: a "storage" scenario and a "load shedding" scenario. To this purpose, indicators such as comfort of consumers, energy consumption and load curve are assessed based on a dynamic simulation of thousands of water heaters.

The first section of this paper explains how we build an EWH population representative of French stock and the second section proposes a fast running model of EWH, which is adapted not only to large-scale simulations, but also to DHW stock modelling and EWH control optimisation. In the third part of this paper we evaluate the potential of control scenarios whether by power storing or load shedding. Finally, thanks to these simulations relying on two different controls of EWH, we provide an assessment of the flexibility brought to the grid.

Building of an electric water heaters stock model

In order to represent EWH consumption of all French dwellings consuming electricity to heat their domestic hot water (DHW), we build a population of more than 4000 housings equipped with EWH. The main diversity factors among this population are either sizing parameters - the capacity of the EWH tanks - or commands as the water draw-off scenarios and the ON/OFF remote control from the grid. Therefore, the first step in defining a realistic EWH stock consists in gathering or rebuilding these diversity factors.

Capacity distribution of DHW tanks

The distribution of EWH tanks capacity is taken from Kemna (2007) and showed in Table 1.

The capacities of the EWH are related to the area of the dwellings - eg. the 5.5 % smallest dwellings are equipped with 80 l EWH.

Table 1: Distribution of EWH in France

Capacity (l)	Proportion (%)
80	5.5
100	3.3
150	13.7
200	60.5
300	17.0

DHW draw-off scenarios

In order to build realistic DHW draw-off scenarios, we use data from the so-called “schedule survey” processed by French National Institute of Statistics and Economic Studies - INSEE (2012). It contains 19 000 time schedules filled out by French people describing their daily activities with a 10 minutes time step. Thanks to this data, Berthou (2016) obtains realistic DHW draw-off scenarios.

Simulation of the existing control scenarios

In France, a vast majority of housings with EWH are supplied with a Time Of Use (TOU) tariff electricity usually called “peak/off-peak hours” tariff. This tariff drops during the off-peak hours which is a period of 8 hours. In order to take advantage of this TOU tariff, most of the EWH are synchronised with its variation: EWH are switched off during peak hours and can be turned-on only during off-peak hours.

There is no public data to determine the actual distribution of TOU scenarios across France. Such a scenario depends on the consumption site and is managed by the distribution grid operator. Off-peak hours can be in one block during the night (for 8 hours) or split between the night (5 hours) and the day (3 hours). Barely 15 % of the electric water heater dwellings do not have any off-peak hour’s scenario. In Berthou (2016), a calibration process allowed to identify an “off-peak hours” scenario to fit the current real load curve of French EWH (Figure 1). This scenario is repeated every day. A “no control” scenario is also used hereafter for evaluation purposes. It consists of letting the EWH function exclusively based on the DHW drop-off. Figure 1 shows that the 15 % of EWH dwellings which do not have any off-peak hours scenario are visible - anytime, there is at least 15 % of the stock that is allowed to function.

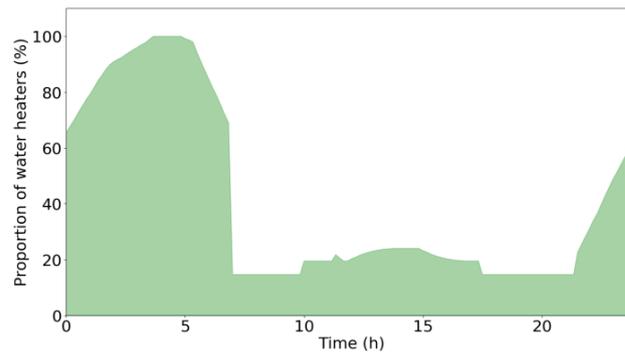


Figure 1: Current “off peak hours” scenarios: proportion of French EWH allowed to operate along the day

With these three diversity factors, we are now able to create a realistic panel of more than 4000 EWH, which is representative of French EWH stock. The thermodynamic water heaters are not considered in this study since they represent less than 5 % of the stock.

Development of a fast running model of EWH

To be suitable for control, the EWH model must represent both power demand and actual DHW temperature. Nevertheless, it must be as “simple” as possible in order to make parameterisation and simulation as fast as possible.

Model requirements

To meet the study objective, three constraints on the EWH models have been identified.

Firstly, the comfort of all the consumers at any time has to be evaluated. As the comfort is directly linked to the temperature of the water going out of the tank, we need to get the most realistic assessment of the water temperature at the tank outlet. Secondly, we also have to ensure a good accuracy in energy and power demand evaluation. This will make sure that we obtain a correct representation of the demand power at an aggregated scale. Therefore, the two values must be part of the model outputs. They are directly related to the mean temperature - which represents the energy stored in the tank - and the temperature used as actuating value for the EWH controller - the temperature sensor of the controller is located in the lower half of the tank.

Finally, as we want to simulate more than 4000 water heaters over a few days - typically a week -, the calculation time must be reasonable.

Reference model from the literature

Koch (2012) proposes a one-dimension model of EWH that gives good results in terms of temperature and power demand simulation. This model approximates EWH to a cylinder as follows:

- The water tank is discretized in several layers - whose number may vary from ten to one hundred - which are considered as homogeneous temperature zones and analysed individually based on mass and energy balances
- The temperature of each water layer depends on various terms such as:
 - Heat diffusion - conduction and convection - between the layers
 - The “plug flow” term resulting from water draws,
 - Heat losses to the environment,
 - Heating element - power injection.
- The power supplied in the lower fifth of the tank. The EWH is turned on when the volume-controlled temperature is under 57 °C and turned off when it is over 63 °C. Between those two temperatures, the EWH remains in the same working condition.

This model describes accurately the evolution of temperature and power of the water heater through the day. It has been validated by comparison with experimental data - Pfeiffer (2011). As in Koch (2012), we run

simulations of EWH by using 10 layers to discretize the tank and a 10-second time step. Figure 2 shows the temperature in every layer for one EWH during two usual days - the water draw-off is in green.

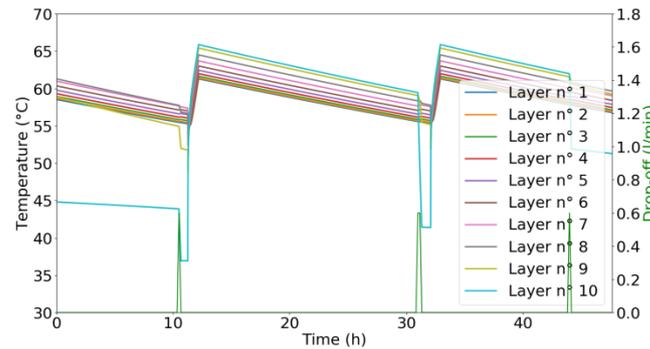


Figure 2: Temperatures in each layer calculated with (Koch 2012) model - one water heater and water drop-off (green)

After each heating period, we observe that the water temperature gradient is reversed. Indeed, this unexpected behaviour has already been highlighted by the author and is a limit of the model. Nevertheless, this limit does not compromise an evaluation of users' comfort and, above all, the model gives excellent evaluations of the energy and power demand - Pfeiffer (2011). This makes us consider this model as a reference for our future work. Figure 3 shows the mean power demand during two days for a stock of 4143 EWH based on this reference model and without any control from the grid - the average water draw-off is in green.

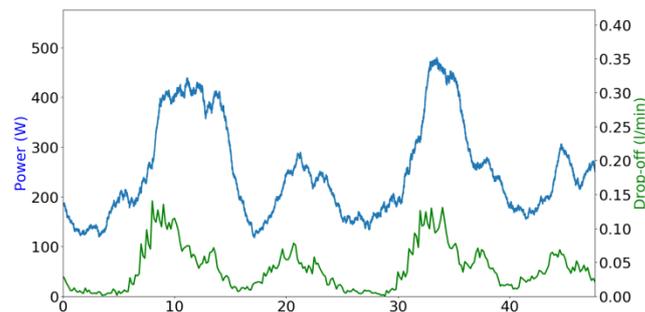


Figure 3: Mean power demand of French EWH stock - reference model

The main disadvantage of this model comes from the constraint on the simulation time step - 10 seconds - which causes time-consuming simulations. Indeed, this time step cannot be increased without creating numerical incoherence coming from the convection term and due to the explicit formulation of the differential equations. Consequently, a better model seems to be one with similar results to Koch (2012), but with a longer time step.

Fast running model for large-scale simulations

As previously mentioned, numerical incoherences come from the convection term. This is why we implement a mixing algorithm that substitutes the convection term. Energy and mass balances in each layer are first simulated without the convection term. Then, at each time step we check if the water temperature gradient in the tank is correctly oriented - respects the physical stratification. If not, the affected water layers are mixed to get the expected behaviour of the stratified water tank. Finally, this fast running model runs with a time step of 2,5 minutes which seems to be a good trade-off between calculation time management and accuracy in considering small water draw-off.

Validation of the fast running model

In order to validate our approach, the mean temperature and power calculated by the fast running model are compared to the values given by the reference model Koch (2012) over a one-week simulation. Despite some

periods of dephasing between outputs of the two models - Figure 4 and Figure 5 -, we observe a very satisfying match at the stock scale - Figure 6 and Figure 7.

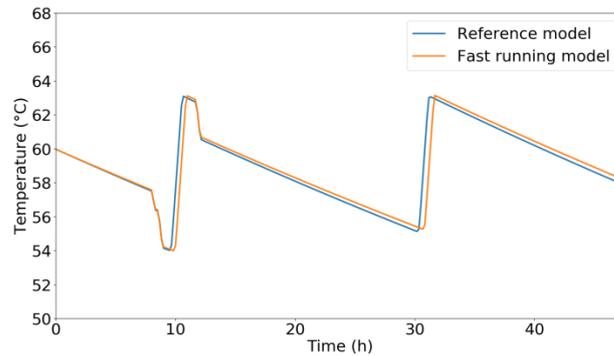


Figure 4: Mean temperature from fast running and reference models - one 300l EWH

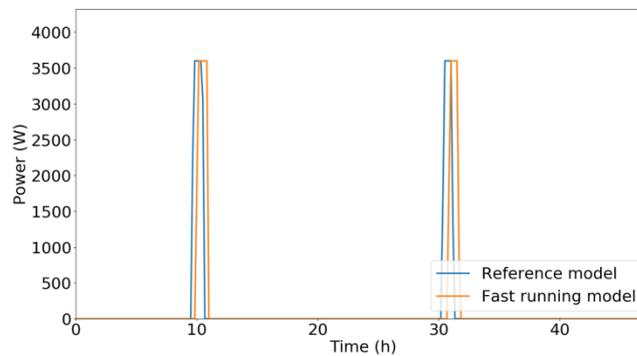


Figure 5: Power demand from fast running and reference models - one 300l EWH

Indeed, the inter-correlation coefficient R^2 - defined in (1) - between the DHW mean water temperature of the fast running model and that of the reference model - presented on Figure 6 - is equal to 0,99.

$$R(X, Y)^2 = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{var(X) * var(Y)}} \quad (1)$$

In (1), $cov(X, Y)$ is the covariance of the two variables X and Y ; and $var(X)$ refers to the variance of the variable X .

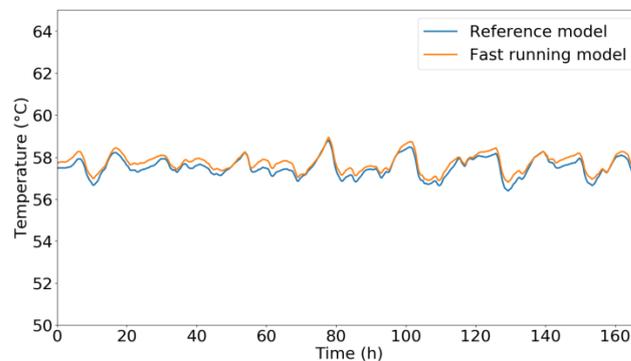


Figure 6: Mean temperature in DHW tanks stock from fast running and reference models

Figure 7 shows the mean power demand of both models. R^2 between these two time series reaches 0,92 and relative deviation does not exceed 20 % locally - Figure 8.

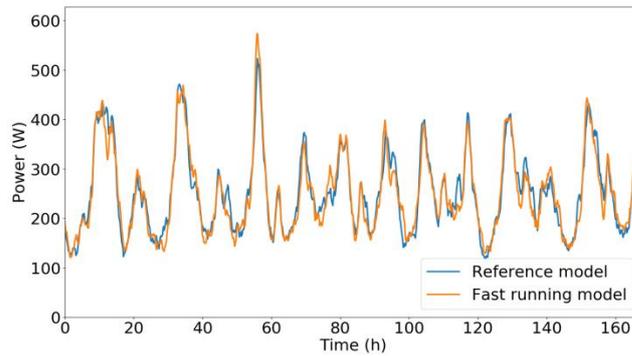


Figure 7: Mean power demand in DHW tanks stock from fast running and reference models

Furthermore, an in-depth analysis shows that the mean power difference is -0,3 % on average - i.e. the bias is marginal - and that the standard deviation between both times series is 9,7 % as presented in Figure 9.

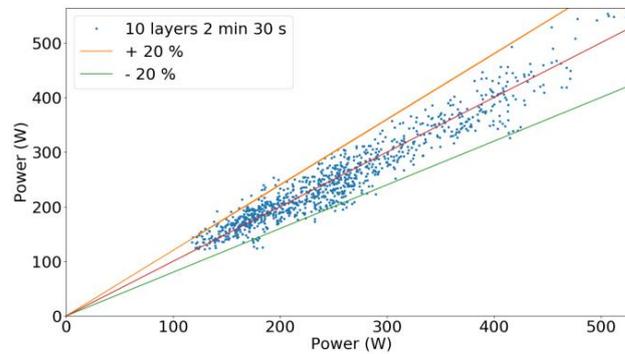


Figure 8: Comparison of the power values from fast running and reference models

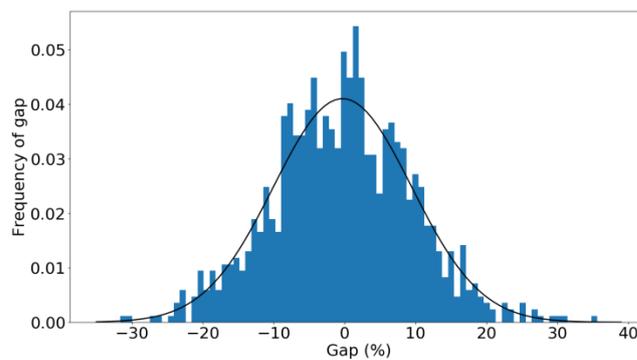


Figure 9: Standardised histogram of the deviations between fast running and reference models

In terms of computing time, our fast running model needs 8 minutes to simulate more than 4000 water heaters during 12 days, whereas the reference model Koch (2012) needs 46 minutes - which means a time decrease of more than 82 % - in the same conditions. This significant improvement opens the door to the assessment and the optimisation of various control strategies.

Results

Simulation and evaluation of the potential of power storing

The first analysis consists in assessing how much energy can be stored by a EWH stock during one hour.

As a reference for this study, we consider a EWH stock that is subject to an off-peak hour scenario - as mentioned previously and showed in Figure 1. From this “off peak hours” scenario, we simulate a period of storage by allowing the whole stock of EWH to be switched on during one hour in the afternoon - from 2pm to 3pm. We choose this period as it corresponds to an off peak period both for water draw-off and for EWH. In other words, this “storage” scenario consists in enabling the EWH stock to operate forward compared to “off peak hours” scenario, which can help take advantage of a potential over production of electricity. Figure 10 presents the new operating schedule for EWH in the “storage” scenario framework.

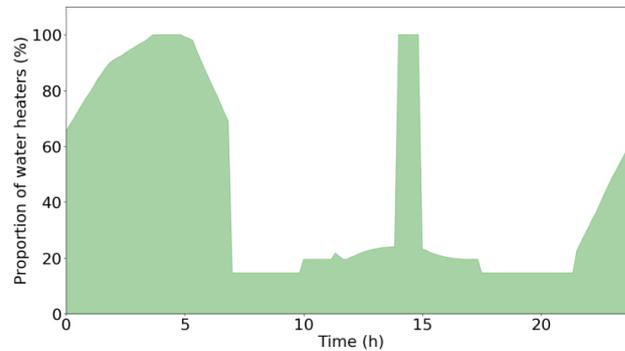


Figure 10: Distribution of EWH allowed to operate in “storage” scenario

The base case in this scenario is the one where 85 % of the EWH are controlled - as it is shown in Figure 1 - and is called “Base case 1” in the remaining part of this paper.

Figure 11 shows that between 2pm and 3pm, 1,35 kWh are stored on average for a single water heater. The peak power of the night - 21h - is decreased from 770 W to 550 W on average on the stock, which represents a decrease of 28 %. Moreover, brought to national scale, this represents a storage of 14,85 GWh - France counts about 11 000 000 electric water heaters.

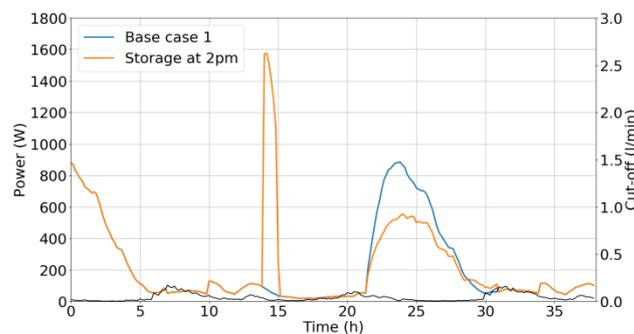


Figure 11: Mean Power demand in the two scenarios

In order to evaluate the resilience of the storage capacity supplied by the EWH stock, Figure 12 presents the mean temperature of all the tanks: 24 hours after the “storage” event, the state in terms of temperature - and thus the storage capacity of the stock - is recovered, which gives the opportunity for a further “storage” event.

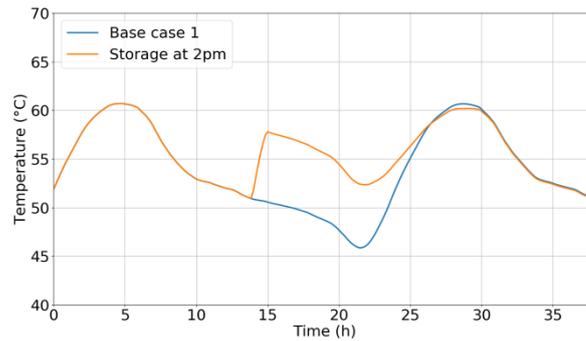


Figure 12: Mean temperature in the two scenarios

Finally, by restarting the water heaters earlier in the afternoon, this scenario increases the comfort of the consumers - Figure 13. The discomfort is calculated using the proportion of EWH that delivers water at a temperature below 45 °C.

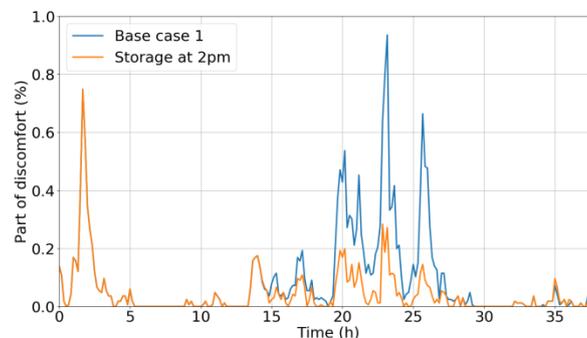


Figure 13: Part of discomfort in the two scenarios

This storage scenario is interesting because it can decrease the discomfort of the consumers while decreasing the peak of the power demand in the night and not modifying the stock of water heaters 24 hours after. However, during the 24 hours following the establishment of the storage scenario, the heat losses are 7,2 % higher compared to the base case 1 - in the base case 1, the heat losses correspond to 1,2 kWh in 24h.

Simulation and evaluation of load shedding

The second scenario consists in estimating the impact of a “rotating load shedding” on the EWH stock during several hours.

As a reference for this case study, we consider a EWH stock without any control by the grid - as shown in Figure 3. This base case is called “Base case 2” in the remaining part of this paper.

In this paper, we look for a control strategy which could be suitable in French context: the load shedding order is applied during the national electric daily-peak period that has been identified by RTE - French electric grid company-, from 6 pm to 8 pm. In order to decrease significantly the national electric curve, the first idea is to turn off every EWH during the two hours.

First of all, Figure 14 shows the demand power in this case and in the base case 2 - without any control besides the regulation related to the water temperature of the tanks.

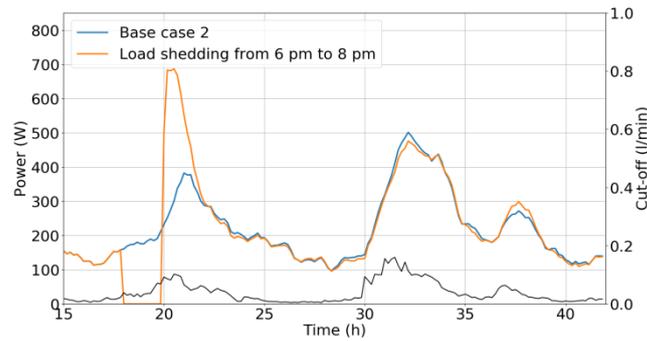


Figure 14: Mean power demand with turning-off every EWH during 2 hours

This scenario decreases the national electric curve during a daily-peak period, but the rebound generated after this period is unacceptable: the rebound after the cut-off reaches 700 W - whereas the peak of the day in the base case 2 is 500 W.

Based on these first results, we design a “rotating load shedding” scenario based on past experiments from Dolan (1996): it consists in alternatively switching off 25 % of the EWH stock from 6 pm to 8 pm.

Figure 15 presents the mean power demand resulting from the “rotating load shedding” scenario and the reference one. As in the storage scenario and in order to evaluate the impact during a 24-hour period, the curve data covers the whole day until 6 pm the next day.

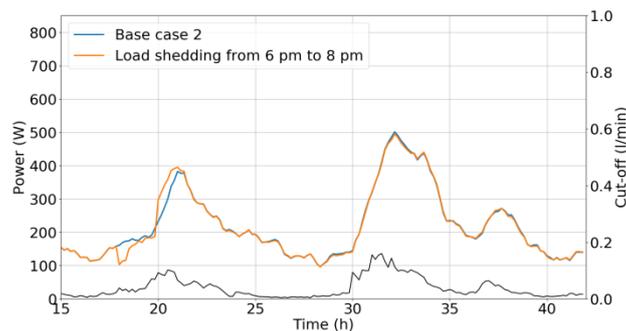


Figure 15: Mean power demand for turning load shedding scenario

During the load shedding event - from 6 pm to 8 pm -, the mean power is lower than in the base case 2. This is not surprising as 25 % of EWH stock is turned off. After 8 pm, after the end of the rotating load shedding, the mean power demand becomes higher than in the base case 2 but the rebound effect is softened. As the hot water stock has been reduced during two hours by the load shedding, a fraction of EWH is over consuming in comparison with the reference case during the hours following the “load shedding” experiment.

Figure 16 presents the mean temperature resulting from the two scenarios.

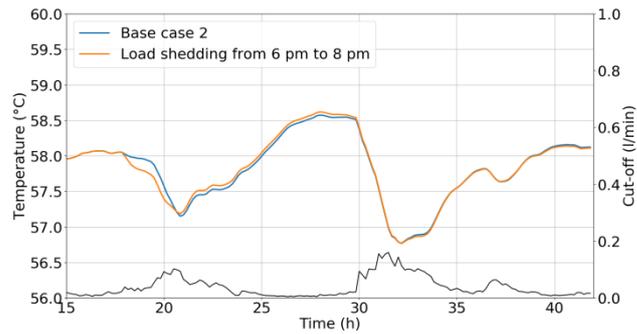


Figure 16: Mean temperature in the turning load shedding scenario

24 hours after the beginning of the experiment, the mean temperature is the same as in the reference model. This means that the “load shedding” scenario does not modify the stock - in terms of temperature - more than 24 hours after the load shedding event. Therefore, this scenario can be repeated every day.

Finally, the impact on the comfort of the consumers is also limited - less than 0,1 % for both scenarios.

Eventually, Table 2 shows the difference of energy consumption between the two scenarios and the maximum gap of the load curve. In order to appreciate the impact of our scenario at the French level, the results have been extrapolated from the EWH stock - as introduced in the first part - to the national scale by assuming a control of all French EWH by the grid.

Table 2: Energy impact of the turning load shedding scenario

Periods	0am-6pm	6pm-8pm	8pm-6pm
Difference of consumed energy (GWh)	0	-0.52	0.49
Maximum gap of the load curves (MW)	0	-633.6	745.8

On the full period of the event - from 6 pm to 6 pm on the next day-, an amount of 30 MWh is saved thanks to this scenario, which is negligible compared to the overall consumption at national scale - barely 61 GWh in one regular day. The concomitant peaks are other parameters that are important to evaluate at the national grid level: for France, they refer to the power consumption at 9am and at 7pm, which are peak times on the French grid. This scenario decreases the night peak - at 7pm - by 19 MW which is barely marketable on the electricity balance market.

This turning load shedding scenario causes a shrinkage of the power demand during the daily-peak period - at 7 pm - without compromising the comfort of the consumers. Moreover, this scenario can be repeated every day without modifying the stock of EWH.

Conclusion

In this paper, a novel fast running model of EWH stock has been presented. Its results have been validated against literature.

Two scenarios have been simulated with this fast running model in order to estimate the potential of storage or load shedding of the French EWH stock.

In both scenarios, the thermal state of the EWH stock is recovered 24 hours after the start of the control, which means that they could be applied every day without downgrading the DHW stock on the long term.

The first scenario shows that the only drawback of turning on all EWH of the stock for one hour in the afternoon is the increase of heat losses.

The second scenario offers a case of load shedding in order to decrease the power demand during the daily-peak period - around 7pm.

There are multiple directions to build on this novel development. One interesting direction for future research is to apply optimisation algorithms in order to create other control scenarios that maximize the load flexibilities on the grid. Moreover, regarding EWH modelling, the scenario of water-draws will be improved in the future in order to obtain more realistic drop-off. Indeed, the water flow may change according to the consumers' activity. Finally, with a time step of 2,5 minutes, the DHW scenario can be more precise. These limits leave room for improvement in further research.

Acknowledgments

The authors gratefully acknowledge the support provided by ADEME - Agence De l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie - in the frame of "SmartGrid" Programme of the Investments for the Future - PIA.

References

- Atikol, Uğur. 2013. "A Simple Peak Shifting DSM (Demand-Side Management) Strategy for Residential Water Heaters." *Energy* 62: 435-40.
- Berthou, Thomas, Bruno Duplessis, and Philippe Rivière. 2016. "Modélisation Énergétique D'un Parc de Chauffe-Eau Électriques : Éléments de Validation."
- Dolan, P S, M H Nehrir, and V Gerez De. 1996. "Development of a Monte Carlo Based Aggregate Model for Residential Electric Water Heater Loads." *Electric Power Systems Research* 36: 29-35.
- INSEE. 2012. *Enquête Emplois Du Temps*.
- Kemna, René, Martijn Van Elburg, William Li, and Rob van Holsteijn. 2007. "Eco-Design of Water Heaters." *Delft: Van Holsteijn en ...*: 154.
- Koch, S. 2012. *Doctoral Thesis: Demand Response Methods for Ancillary Services and Renewable Energy Integration in Electric Power Systems*.
- Pfeiffer, Martin, Göran Andersson Supervisor, and Dipl-Ing Stephan Koch Zurich. 2011. "Load Control Strategies for Electric Water Heaters with Thermal Stratification."
- Rautenbach, B., and I.E. Lane. 1996. "The Multi-Objective Controller: A Novel Approach to Domestic Hot Water Load Control." *IEEE Transactions on Power Systems* 11(4): 1832-37.
- Sepulveda, Arnaldo et al. 2010. "A Novel Demand Side Management Program Using Water Heaters and Particle Swarm Optimization." In *2010 IEEE Electrical Power & Energy Conference*, IEEE, 1-5.

Optimisation du pilotage d'un parc diffus de ballons d'eau chaude pour la fourniture d'offres de flexibilités au réseau électrique

RÉSUMÉ

En France, les chauffe-eau électriques à accumulation représentent un gisement important de flexibilité pour le réseau électrique. Cette thèse se situe dans le contexte du déploiement de solutions innovantes de télécommunication permettant d'envoyer rapidement et individuellement des ordres aux chauffe-eau électriques Joule ou thermodynamiques.

Ce travail propose un modèle de chauffe-eau électrique suffisamment détaillé pour permettre une évaluation fine du confort mais assez simple pour maîtriser les ressources de calcul. Avec un temps de calcul unitaire faible et un paramétrage simple, il permet de représenter le parc français dans toute sa diversité à l'aide des bases de données de description du territoire français (données INSEE). En parallèle, un modèle de comportement des consommateurs a été élaboré pour permettre de simuler des puisages annuels d'eau chaude sur des pas de temps fins. Le modèle de comportement, ainsi que d'équipements, sont représentatifs du parc réel dans leur valeurs moyennes, mais aussi par leur diversité. Ce parc est ainsi adapté à l'optimisation de milliers de chauffe-eau électriques pour atteindre des objectifs de flexibilité.

Dans un second temps, un processus d'optimisation reposant sur l'utilisation d'un algorithme métaheuristique par « essaim particulaire » est développé afin d'élaborer des stratégies d'optimisation du pilotage des chauffe-eau et proposer des flexibilités au réseau tout en prenant en compte l'inconfort des utilisateurs. Les configurations réalistes de pilotage promises par les innovations en matière de télécommunication sont testées au regard de la flexibilité qu'elles pourraient apporter aux opérateurs de réseau. Enfin, la robustesse des ordres de commande obtenus est évaluée avec différents scénarios de soutirage.

L'ensemble des modèles et des algorithmes sont intégrés dans Smart-E, l'outil de simulation énergétique des territoires du CES.

MOTS CLÉS

Optimisation, gestion dynamique de la demande, flexibilité du réseau électrique

Optimization of control strategies of an electric water heaters stock for providing flexibility to the grid

ABSTRACT

In France, electric water heaters represent an important source of flexibility for the grid. This thesis stands within the scope of the deployment of innovative telecommunication solutions which aim to quickly and individually address orders to Joule or thermodynamic electric water heaters.

Therefore, the approach consists in proposing a model of an electric water heater sufficiently detailed to allow an evaluation of comfort while saving the calculation resources. The model has a low unit calculation time and can be configured easily to represent the French stock in all its diversity using the French territory description databases (INSEE data). In parallel, a consumer behavior model has been developed to simulate annual hot water draws over short time steps. The behavior model, as well as the equipment, is representative of the actual stock in average, but also in their diversity. This stock is adapted to the optimization of thousands of electric water heaters to achieve flexibility objectives.

In a second step, an optimization process based on the use of a metaheuristic algorithm by "particulate swarm" is implemented in order to develop strategies for optimizing the control of water heaters and to propose flexibilities to the grid while taking into account the discomfort of users. The realistic control configurations promised by the telecommunication innovations are tested for the flexibility they could provide to grid operators. Finally, the robustness of the obtained control orders with different drop-off scenarios is evaluated.

All models and algorithms are integrated into Smart-E, the energy simulation tool for territories at CES.

KEYWORDS

Optimization, dynamic demand management, flexibility of the grid