



HAL
open science

Étude de stratégies de gestion optimale intégrant une production renouvelable locale

Fatima Zohra Benali

► **To cite this version:**

Fatima Zohra Benali. Étude de stratégies de gestion optimale intégrant une production renouvelable locale. Génie des procédés. Université Paris sciences et lettres, 2023. Français. NNT : 2023UP-SLM032 . tel-04306635

HAL Id: tel-04306635

<https://pastel.hal.science/tel-04306635v1>

Submitted on 25 Nov 2023

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

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



THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à Mines Paris-PSL

**Étude de stratégies de gestion optimale intégrant une
production renouvelable locale**

Soutenue par

Fatima Zohra BENALI

Le 17 octobre 2023

Ecole doctorale n° 621

**« Ingénierie des Systèmes,
Matériaux, Mécanique,
Énergie » - ISMME**

Spécialité

**Énergétique et Génie des
Procédés**

Composition du jury :

Laurent, MORA Professeur, Université de Bordeaux	<i>Président</i>
Vincent, LEMORT Professeur, Université de Liège	<i>Rapporteur</i>
Frédéric, WURTZ Directeur de recherche, INPG-UJF-CNRS	<i>Rapporteur</i>
Hong Minh, HOANG Chargée de recherche, INRAE	<i>Examineur</i>
Maxime, TROCMÉ Docteur, VINCI	<i>Examineur</i>
Patrick, SCHALBART Docteur, ARMINES	<i>Examineur</i>
Bruno, PEUपोर्टIER Directeur de recherche, Mines Paris	<i>Directeur de thèse</i>

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de thèse Bruno Peuportier de m'avoir donné l'opportunité de faire un stage de fin d'étude qui a résulté en une expérience de thèse sans égale. Je te remercie de m'avoir fait confiance pour mener à bout ce projet, merci pour les connaissances que tu m'as apportées ainsi que tous les conseils.

Un énorme merci à Patrick de m'avoir encadré et d'être à l'origine des idées originales de cette thèse. Au-delà de ton accompagnement hors pair, merci pour ta bienveillance, ton écoute et ta présence tout au long de cette thèse. On évite les listes à la Prévert, mais merci de l'impact que tu as porté sur mon expérience de thèse qui va bien au-delà de 3 fois la plus grande constante de temps.

Cette thèse, effectuée au sein du groupe ETB, sera sans doute l'expérience la plus enrichissante de ma vie de chercheuse. Je l'associe en grande partie aux personnes qui composent la meilleure équipe du CES (source inconnu). Merci Michaël, Aurore, Rachna, Quentin, Coco, Long, Samih, Charlotte et Rony.

Je ne serai pas la personne que je suis aujourd'hui sans ma famille. Je remercie mes parents qui ne m'ont jamais limité, qui ont toujours cru en moi et qui me soutiennent dans tout ce que j'entreprends. Merci maman de m'avoir appris à être forte, merci pour tes messages et tes prières qui m'ont donné plus de force que tu ne l'imagines. Merci papa de m'avoir appris à être indépendante et honnête. Les mots ne suffisent pas pour exprimer ma reconnaissance pour tous les sacrifices que vous avez fait pour le bonheur de vos enfants. Mais merci quand même. Je dois également, par obligation, citer mes sœurs et mon frère. Alors Farida, oui maintenant j'arrête officiellement la bibliothèque, Leila merci de toujours « remonter les esprits », Badino j'espère qu'un jour tu comprendras ce que je fais et Nesrine, merci de toujours regarder ailleurs quand je te parle de ma thèse. Plus sérieusement, merci à vous tous de m'avoir entouré, aimé et permis de m'affirmer dans ma personnalité même quand c'est difficile. Merci aux meilleurs neveux du monde Adem, Walid et Yasser qui ramène toujours de la joie et des rires, et des Sonic aussi.

Je recite la personne qui a été à mes côtés sans relâche, qui y a cru, qui m'a supporté et soutenu pendant les hauts et les bas de cette thèse comme de ma vie, Nesrine. Sans toi je ne suis pas sûre d'être « la meilleure version de moi », mais selon toi. À la personne sur qui je peux toujours compter pour illuminer mon chemin, merci. Tu remercieras Alfie de ma part pour son existence... et Narek que j'apprécie...

Merci à mes amis d'avoir été compréhensifs et solidaires avec moi. Merci en premier à Amel d'être toujours présente (même quand il ne faut pas). Merci à Wafaa pour ta citation connue, à Shelly pour son sourire, à Yasmine pour les discussions animées et à Moe, Yüba, Fethi, Sarah.

Enfin, je souhaite dédier ce manuscrit à Bouya, tu es parti avant que j'ai l'occasion de te dire au revoir ma première année de thèse. Mais je continue à ressentir ta présence. Mon identité est reliée à ton histoire, le lien est alors incassable. Repose en paix.

Table des matières

Remerciements	2
Nomenclature.....	8
Introduction générale.....	11
1. Contexte	11
2. Objectifs scientifiques.....	12
3. Démarche proposée.....	13
Chapitre 1. État de l’art.....	16
1. Introduction.....	17
2. La gestion et la flexibilité énergétique	17
2.1. La gestion de la production.....	18
2.2. La gestion de la demande.....	20
2.3. Les énergies renouvelables	24
2.4. Conclusion sur la gestion de la flexibilité.....	25
3. La régulation énergétique dans le bâtiment	26
3.1. Systèmes basés sur un modèle dynamique	28
3.2. Systèmes de régulation sans modèle de bâtiment	30
4. La commande prédictive.....	30
4.1. Formulation de la commande optimale.....	31
4.2. Les objectifs d’optimisation.....	31
4.3. Les contraintes	32
4.4. Les modèles	33
4.5. Approches de résolution	34
4.6. Estimation du retour d’état	36
5. La commande prédictive à différentes échelles	37
5.1. Configurations de la commande prédictive	37
5.2. Échelles d’application de la commande prédictive.....	40
5.3. Conclusion sur la commande prédictive à différentes échelles	44
6. Conclusion de l’état de l’art.....	45
Chapitre 2. Modèles, outils et méthodes nécessaires à la commande prédictive....	47
1. Introduction.....	48
2. Le modèle thermique dynamique du bâtiment.....	48
2.1. COMFIE	49
2.2. La réduction par réalisation équilibrée	53
3. Modèles de prévisions.....	56

3.1. Climat	56
3.2. Occupation.....	57
4. Méthode de contrôle optimal de référence.....	58
4.1. Le contrôle optimal monozone	58
4.2. Le contrôle optimal multizone.....	63
5. Retour d'état de la commande prédictive	66
5.1. Estimation de l'état : observateur asymptotique.....	67
5.2. Suivi de trajectoire : le régulateur PI.....	69
6. Conclusion	70
Chapitre 3. Développement d'une méthode de commande prédictive à l'échelle monozone	71
1. Introduction.....	72
2. Présentation de la nouvelle méthode de contrôle optimal.....	73
2.1. Principe de la nouvelle approche	74
2.2. Étapes de résolution.....	76
3. La commande optimale monozone	77
3.1. Description du cas d'étude.....	77
3.2. Réduction du modèle thermique	78
3.3. Résolution de la commande optimale.....	82
3.4. Analyse de sensibilité	88
4. Résolution de la commande prédictive monozone.....	91
4.1. Observateur d'état.....	91
4.2. Suivi de trajectoire.....	94
4.3. Schéma complet de la boucle fermée de la CPBP	96
4.4. Résultats	98
5. Validation par rapport à la référence.....	100
6. Applications.....	103
6.1. Influence de certaines caractéristiques du bâtiment.....	103
6.2. La commande prédictive pour l'optimisation environnementale	105
6.3. La commande prédictive en fonction des erreurs de prévisions météorologiques	108
6.4. La commande prédictive en fonction des erreurs de prévision sur l'occupation	117
7. Conclusions du chapitre.....	119
Chapitre 4. Développement d'une méthode de commande prédictive à l'échelle multizone	122
1. Introduction.....	123

2.	Formulation du problème de la commande optimale multizone.....	124
2.1.	Contrainte dynamique.....	124
2.2.	Critère d'optimisation.....	125
2.3.	Contrainte de confort	126
2.4.	Contrainte de commande	126
3.	Cas d'étude.....	126
3.1.	Description de l'enveloppe du bâtiment	127
3.2.	Paramètres d'optimisation	128
4.	Prise en compte du couplage thermique entre zones	129
4.1.	Hypothèse adiabatique.....	130
4.2.	Hypothèse de températures identiques	131
4.3.	Prise en compte des températures adjacentes réelles	131
4.4.	Comparaison des résultats en boucle fermée	133
5.	Validation par rapport à la méthode de référence	140
6.	La commande prédictive multizone.....	144
6.1.	Observateur d'état.....	145
6.2.	Suivi de trajectoire.....	148
6.3.	Schéma complet de la CPBP multizone	148
6.4.	Résultats	149
7.	Le partage de ressource.....	152
7.1.	Reformulation des paramètres de la commande optimale	153
7.2.	Prise en compte du partage de ressource	155
7.3.	La commande prédictive sans partage de ressource	157
7.4.	Application du partage de ressource.....	160
8.	Conclusions du chapitre.....	165
Chapitre 5. La commande prédictive intégrant une production locale.....		167
1.	Introduction.....	168
2.	La commande prédictive incluant une production locale à l'échelle monozone ..	169
2.1.	Modélisation de la production photovoltaïque locale.....	169
2.2.	Intégration de la production photovoltaïque dans la résolution de la commande prédictive	172
2.3.	Étude préliminaire	175
2.4.	Application de la commande prédictive incluant une production locale au cas monozone.....	177
2.5.	Optimisation des émissions CO2.....	181
2.6.	Discussion.....	186
3.	La commande prédictive bizonne avec partage de ressource	187
3.1.	Modélisation de la production photovoltaïque locale.....	188
3.2.	Intégration de la production photovoltaïque dans la stratégie de gestion.....	189

3.3.	Application de la commande prédictive incluant une production locale au cas bizona	193
3.4.	Optimisation environnementale.....	198
3.5.	Discussion.....	202
4.	Conclusions du chapitre.....	205
Chapitre 6. Application de la commande prédictive à l'échelle d'un îlot.....		208
1.	Introduction.....	209
2.	Description de l'îlot de bâtiments	209
2.1.	HLM non rénové.....	210
2.2.	HLM rénové.....	212
2.3.	Résidence Les Roches Blanches.....	213
2.4.	Bâtiment tertiaire A	215
2.5.	Bâtiment tertiaire B.....	217
3.	La commande prédictive à l'échelle de l'îlot.....	218
3.1.	Hypothèses d'optimisation communes	218
3.2.	Production photovoltaïque locale	219
3.3.	Formulation du problème de la commande optimale multizone.....	221
3.4.	Algorithme CPBP	223
4.	Application de la commande prédictive à l'échelle multi-bâtiment	224
4.1.	La commande prédictive sans production photovoltaïque.....	225
4.2.	La commande prédictive incluant une production locale à l'échelle de l'îlot ..	227
4.3.	Analyse et discussion.....	231
5.	Conclusions du chapitre.....	233
Conclusion générale		235
Bilan du travail réalisé.....		235
Perspectives.....		238
Bibliographie 241		
Annexe A. Formulation numérique des solutions		249
Annexe B. Résultats supplémentaires en bizona		250
B.1.	Traitement de l'erreur de prévision de l'occupation	250
Annexe C. Résultats supplémentaires pour l'îlot.....		254
C.1.	Stratégie optimale par bâtiment de l'îlot sans PV	254
C.2.	Stratégie optimale par bâtiment de l'îlot avec PV	265

Nomenclature

Abréviations

ACV	Analyse de Cycle de Vie
ADEME	Agence de la Maîtrise de l'Énergie
API	<i>Application Programming Interface</i>
BIEMS	<i>Building Information Energy Management System</i>
BVP5C	<i>Solver Boundary Value Problem</i>
BVPDAE	<i>Solver Boundary Value Problem Differential Algebraic Equation</i>
CO	Commande Optimale
COBP	Commande Optimale basée sur le principe de Bellman et Pontriaguine
COMFIE	Calcul d'Ouvrages Multizones Fixés à une Interface Experte
CPBP	Commande Prédicative basée sur le principe de Bellman et de Pontriaguine
CPP	Commande Prédicative basée sur le principe de Pontriaguine
CRE	Commission de la Régulation de l'Énergie
CVC	Chauffage-Ventilation-Climatisation
DSM	<i>Demand Side Management</i>
DSR	<i>Demand Side Response</i>
ECS	Eau Chaude Sanitaire
EMS	<i>Energy Management System</i>
EnR	Énergie Renouvelable
ENTSOE	<i>European association for the cooperation of transmission system operators for electricity</i>
GES	Gaz à Effet de Serre
GHG Protocol	Green House Gas Protocol
ISD	<i>Integrated Surface Database</i>
ITE	Isolation Thermique par l'Extérieur

NOMENCLATURE

LQR	<i>Linear Quadratique Programming</i>	
MPC	<i>Model Predictive Control</i>	
MPEB	Mesure de la performance de bâtiment	
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>	
OCP	<i>Optimal Control Problem</i>	
PI	Régulation Proportionnelle-Intégrale	
PID	Régulation Proportionnelle-Intégrale-Dérivée	
PV	Photovoltaïque	
RDC	Rez-De-Chaussée	
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>	
RT2012	Réglementation Thermique 2012	
RTE	Réseau de Transport Électrique	
RTP	<i>Real Time Pricing</i>	
SISO	<i>Single Input Single Output</i>	
SQP	<i>Sequential Quadratique Programming</i>	
TOR	Régulation Tout ou rien	
TOU	<i>Time-of-Use tariff</i>	
TRY	<i>Test Reference Year</i>	

Indices et exposants

0	initial	[–]
f	final	[–]
~	estimation	[–]
*	Solution optimale	[–]

Lettres grecques

γ	Fonction de pénalisation	[–]
Δt	Pas de temps	[s]
ε	Poids de la fonction de pénalisation	[–]
ϕ	Fonction de saturation	[–]
\mathcal{L}	Fonction à valeurs réelles et régulières	[–]

Notations latines

NOMENCLATURE

A	Matrice contenant les termes d'échange entre les mailles	[–]
B	Matrice contenant les termes d'échange entre les mailles et sollicitations	[–]
C	Matrice diagonale des capacités thermiques	[J/K]
C_{elec}	Tableau des tarifs électriques	[€]
H	Hamiltonien	
J	Le coût	[€ /kg CO ₂ eq.]
K	Gain proportionnel	[–]
p	État adjoint	[–]
Pch	Besoins de chauffage	[W]
$Pchauff^*$	Puissance de chauffage optimale	[W]
$Pmax$	Puissance maximale de chauffage	[W]
$Pmin$	Puissance minimale de chauffage	[W]
t	Temps	[s]
T	Champ des températures	[°C]
Ti	Temps d'intégration	[s]
u	Variable de commande	[W]
U	Vecteur des sollicitations	[W]
x	Variable d'état	[–]
X	État du bâtiment	[–]
Y	Vecteur de sortie	[°C]

Introduction générale

1. Contexte

La loi de transition énergétique pour la croissance verte de 2015 a introduit plusieurs objectifs notamment la réduction à hauteur de 50 % de la consommation d'énergie à horizon 2050, la diminution des émissions des gaz à effet de serre (GES) en les divisant par quatre, ainsi qu'une augmentation de 23 % de la part des énergies renouvelables dans la consommation finale brute d'énergie à l'horizon 2020. L'objectif environnemental a été révisés à la hausse par la stratégie nationale bas-carbone (SNBC) prévoyant une neutralité carbone en 2050. Par ailleurs, le constat en 2020 montre une part des énergies renouvelables de 20,7 % dans la consommation finale brute, l'objectif n'a alors pas été complètement atteint. Un nouvel objectif a été fixé à l'horizon 2030 prévoyant une part de 30 % des énergies dans la consommation. La loi préconise également la réalisation d'un niveau de performance énergétique conforme aux normes « bâtiment basse consommation » pour l'ensemble du parc de logements.

Dans ce contexte de transition écologique et énergétique qui nécessite entre autres l'accroissement de l'efficacité énergétique, la réduction de la demande en énergie ainsi que la minimisation des émissions de gaz à effet de serre, le secteur du bâtiment est au cœur des actions soutenues par les politiques publiques. En 2019, la part de consommation d'énergie finale du tertiaire et du résidentiel en France a atteint les 44,5 % (Ministère de la transition écologique, 2019). Cela a engendré l'émission de 83,1 MtCO₂ (INSEE, 2020) soit plus de 22 % du total des émissions de la France.

La demande d'énergie dans le bâtiment opère une tension sur le réseau électrique. Ce déséquilibre entre offre et demande est d'autant plus accentué par la thermo-sensibilité du réseau qui est induite par une importante demande d'énergie pour le chauffage en hiver (la climatisation en été). La mise en marche de plusieurs appareils électriques ménagers en plus du chauffage engendre une pointe aux alentours de 19 h (13 h en été) (RTE, 2021). Afin de répondre à cette pointe, des moyens de production très polluants et peu performants sont employés (centrales charbon/fioul/gaz).

Plusieurs actions peuvent être déployées à différentes échelles. Les solutions peuvent être sociétales grâce à la prise de conscience individuelle et collective afin d'apporter un changement de comportement (gestes pour éviter le gaspillage par exemple). D'un point de vue réglementaire, les politiques incitatives se multiplient que ce soit en terme de certificat d'économie d'énergie, de subventions ou d'avantages fiscaux...

D'un point de vue technique, plusieurs actions d'amélioration de l'efficacité énergétique sont possibles. Les solutions incluent l'optimisation de la performance de l'enveloppe du bâtiment. L'écoconception et la réhabilitation visent à optimiser les performances de l'enveloppe à travers des changements de structure (vitrage, isolation...). L'optimisation des systèmes tel que le chauffage et

d'autres équipements électriques (éclairage, électroménager, etc.) représente également un levier important de l'augmentation de l'efficacité énergétique du bâtiment. La régulation énergétique vient compléter la réalisation des travaux. Il est connu que dans le cycle de vie d'un bâtiment, l'étape d'exploitation est responsable de la part la plus importante des impacts environnementaux.

Shaikh et al. (2014) estiment un potentiel d'économie par l'amélioration de la régulation de 37 % de la consommation énergétique des bâtiments, et une diminution de 30 % des émissions de GES correspondantes. Il existe deux grandes familles de solution de régulation qui permettent une meilleure gestion de l'énergie dans le bâtiment et l'amélioration de la fiabilité du réseau électrique. La régulation dite passive tire profit des performances de l'enveloppe en termes de stockage thermique et de rentabilisation des apports externes et internes afin de stocker de l'énergie avant de la restituer quand elle sera utile. La régulation dite active, incluant une production renouvelable locale et/ou du stockage d'énergie, permet une gestion énergétique qui réduit les consommations énergétiques du bâtiment et qui maximise l'emploi des énergies renouvelables. La gestion de l'énergie photovoltaïque par exemple peut être introduite afin de réduire la consommation fournie par le réseau électrique grâce à la formalisation d'un problème d'optimisation avec une fonction objectif prenant en compte la production locale pour les besoins du bâtiment et/ou la recharge des batteries (Welch et Venayagamoorthy, 2006). Il en est de même pour le stockage thermique (Henze et al., 2005 ; Thieblemont et al., 2017).

Ces solutions ne sont pas sans difficultés et limites. D'une part, la structure réglementaire ainsi que les coûts d'investissement doivent évoluer davantage en vue d'adopter un changement à grande échelle. D'autre part, il est indispensable de considérer le verrou social concernant l'acceptabilité des occupants face à la mise en place de mesures de flexibilité. Et finalement, le risque de congestion et d'apparition de nouveaux pics de consommations représente un challenge à traiter lors de l'implémentation de ces stratégies de régulation.

Afin de répondre aux problématiques posées par la transition énergétique et écologique, une combinatoire complexe d'actions est nécessaire qui inclut la production aussi bien que la consommation. Il convient ainsi d'étudier des stratégies de régulation qui appliquent une gestion optimale en temps réel de la consommation d'énergie d'un bâtiment ainsi que la production renouvelable locale associée. Ces stratégies peuvent aussi être appliquées à une échelle multi-bâtiment.

Le défi repose alors dans la proposition d'une méthode d'optimisation réduisant le temps de calcul et la complexité d'implémentation opérationnelle sans compromettre pour autant la précision et la fiabilité des résultats.

2. Objectifs scientifiques

L'apport original de cette thèse repose sur la combinaison des deux principes de la théorie du contrôle : le principe du minimum de Pontriaguine et le principe d'optimalité de Bellman. Les conditions d'optimalité offrent une base sur laquelle est développée une méthode de résolution directe du problème de la commande optimale contraint. L'objectif de cette thèse réside dans la

proposition d'une méthode de gestion optimale du chauffage électrique pour des bâtiments qui soit simple d'implémentation et rapide. La stratégie optimale détermine une trajectoire de chauffage opérant un stockage de chaleur dans la masse thermique du bâtiment permettant de minimiser une fonction objectif décrivant le coût ou les émissions de gaz à effet de serre (GES) de la consommation électrique. La planification de la trajectoire se base sur la dynamique du bâtiment décrite grâce à un modèle de simulation thermique. Le problème doit inclure des contraintes d'état liées au confort thermique ainsi que des contraintes de commande liées à la capacité maximale du système de chauffage. Le second objectif de la thèse est l'extension de la méthode à l'échelle multizone incluant une production renouvelable locale.

3. Démarche proposée

La démarche proposée afin de répondre aux objectifs de la thèse se distingue à travers les chapitres. Il s'agit, en premier lieu, de constituer un état de l'art de la gestion énergétique des bâtiments et des méthodes existantes dans la littérature. Ce sera l'objet du premier chapitre.

En second lieu, il est question d'établir le constat des outils et méthodes à disposition qui sont nécessaire à l'élaboration et au fonctionnement d'une stratégie de gestion énergétique dans le bâtiment. Le deuxième chapitre se focalisera d'abord sur la présentation du modèle thermique dynamique du bâtiment, la méthode de réalisation équilibrée permettant de le réduire ainsi que ses données d'entrée établies par des modèles de prévisions météorologique et d'occupation. La méthode de résolution de la commande optimale, adoptée comme référence de ces travaux, sera enfin détaillées avec les algorithmes d'optimisation l'appliquant ainsi que les outils nécessaires à l'application en temps réel du contrôle prédictif.

La nouvelle méthode de gestion optimale sera développée à l'échelle monozone dans le troisième chapitre de ce manuscrit. Celle-ci se basera sur la combinaison des principes de Bellman et Pontriaguine pour la résolution de la commande prédictive. L'application concerne la gestion optimale du chauffage dans un bâtiment pour la minimisation du bilan économique et environnemental de sa consommation électrique dans le contexte de la pointe. La méthode sera validée par rapport à la référence puis testée selon différents paramétrages de cas d'étude. Le principe de fonctionnement de la commande prédictive a l'avantage de prendre en compte des perturbations des prévisions de sollicitations dans les stratégies optimales. Cela aux erreurs de prévision des sollicitations. La mise à jour des prévisions est possible ce qui réduit la sensibilité aux erreurs de prévision.

Il s'agira ensuite d'appliquer cette méthode à l'échelle multizone, les différents échanges et transferts entre zones thermiques seront intégrés. Différentes approches de couplage seront considérées pour évaluer l'impact de la simplification des échanges négligés et intégrés comme perturbations en fin d'optimisation. Le but du quatrième chapitre sera d'évaluer les interactions (en terme de transferts entre zone et de partage de ressource) et de produire une validation de la méthode multizone par rapport à une référence centralisée.

L'intégration dans la stratégie de gestion optimale du chauffage d'une production renouvelable locale sera étudiée dans le cinquième chapitre. Les solutions d'autoconsommation et de revente seront évaluées à l'échelle monozone et multizone.

Finalement, la méthode évoluera en vue de considérer les synergies à plus grande échelle dans le sixième chapitre. La stratégie de gestion décrira une commande prédictive prenant en compte les dynamiques des bâtiments à l'échelle d'un îlot de bâtiment avec une production locale mutualisée en vue de répondre au critère économique de l'optimisation tout en respectant les différentes contraintes des systèmes.

Chapitre 1. État de l'art

Sommaire

1.	Introduction.....	17
2.	La gestion et la flexibilité énergétique.....	17
2.1.	La gestion de la production.....	18
2.2.	La gestion de la demande.....	20
2.3.	Les énergies renouvelables	24
2.4.	Conclusion sur la gestion de la flexibilité.....	25
3.	La régulation énergétique dans le bâtiment	26
3.1.	Systèmes basés sur un modèle dynamique	28
3.2.	Systèmes de régulation sans modèle de bâtiment	30
4.	La commande prédictive.....	30
4.1.	Formulation de la commande optimale.....	31
4.2.	Les objectifs d'optimisation.....	31
4.3.	Les contraintes	32
4.4.	Les modèles	33
4.5.	Approches de résolution	34
4.6.	Estimation du retour d'état	36
5.	La commande prédictive à différentes échelles	37
5.1.	Configurations de la commande prédictive	37
5.2.	Échelles d'application de la commande prédictive.....	40
5.3.	Conclusion sur la commande prédictive à différentes échelles	44
6.	Conclusion de l'état de l'art.....	45

1. Introduction

Cet état de l'art a pour objectif de produire une synthèse de la connaissance existante sur la gestion et la régulation énergétique des bâtiments, et plus spécifiquement la commande prédictive appliquée au bâtiment, en vue d'identifier les différents enjeux et verrous scientifiques associés. Ce premier constat permet de situer l'étude et positionner le sujet.

La gestion énergétique et la flexibilité sont d'abord introduits avec les différents défis associés. L'accent est mis sur la gestion de la demande et le potentiel qu'elle représente en termes de flexibilité pour le réseau électrique. Le spectre de la gestion est ensuite réduit au bâtiment où son rôle dans ces stratégies énergétiques ainsi que son offre de flexibilité sont discutés. L'application de la gestion de la demande à travers la régulation énergétique dans le bâtiment est ensuite détaillée et les différents systèmes de régulation ainsi que quelques-unes de leurs applications sont exposés. La commande prédictive est par ailleurs introduite et son principe explicité. La théorie de la commande prédictive ainsi que les éléments la constituant, dont les méthodes de résolution nécessaires à son fonctionnement sont exposées. Enfin, le déploiement de la commande prédictive appliquée au bâtiment est discuté. Les schémas de configuration sont définis et illustrés et les diverses échelles d'application sont caractérisées.

À travers ce chapitre, l'enjeu de la gestion de l'énergie et plus spécifiquement de la consommation est étudié. Les défis correspondants aux objectifs climatiques, et les difficultés techniques auxquels fait face le système énergétique dans son ensemble (plus spécifiquement le réseau électrique), confirment l'importance des stratégies de gestion optimale de la consommation dans le bâtiment.

2. La gestion et la flexibilité énergétique

Les sources de déséquilibre du réseau électrique émanent de l'offre et de la demande en énergie. Du côté de la demande, la variation temporelle de la consommation est la cause principale : RTE (Réseau de Transport d'Electricité) estime que 1 °C de température extérieure en moins représente une augmentation de la puissance appelée d'environ 2400 MW. Qui plus est, la thermo sensibilité du réseau entraîne des appels de puissance qui augmentent la tension sur celui-ci. Des congestions locales peuvent apparaître, induisant des contraintes sur les réseaux de transport et de distribution locaux liées à la localisation de la demande et de la production.

Le renouvellement et l'évolution vers un modèle plus durable face aux problématiques du changement climatique représente aujourd'hui un point focal dans le développement et la réalisation des ambitions de la transition énergétique et écologique. L'accent est mis sur la vaste intégration des énergies renouvelables (EnR) et une décarbonisation des productions. Ces engagements soulèvent des interrogations additionnelles concernant l'équilibre du réseau du côté de l'offre. En effet, le déploiement des EnR n'offre pas seulement des avantages environnementaux mais amène la question de la disponibilité et l'intermittence de celles-ci.

Le réseau électrique français se doit de parvenir à un équilibre continu entre production et demande en considérant l'approvisionnement de l'énergie et les capacités de production, d'exportation et d'importation (cf. Figure 1.1). Cet équilibre n'est pas sans difficulté et nécessite de mettre en place des moyens de flexibilité facilitant une gestion énergétique qui assure le bon fonctionnement du système électrique et le maintien de l'équilibre.

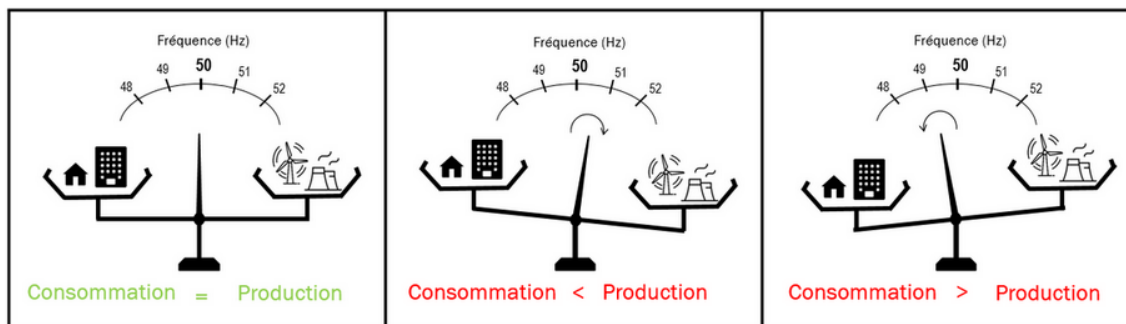


Figure 1.1 : Équilibrage du système électrique (CRE, 2020)

La flexibilité, pour un système électrique, représente la capacité d'un moyen de production, de consommation ou de stockage à gérer à tout instant sa courbe de soutirage et d'injection d'électricité afin de satisfaire un équilibre. Le besoin de la flexibilité est croissant du fait du développement des énergies renouvelables, des avaries dans la production nucléaire, de la diminution de la production thermique pilotable et du développement de nouveaux usages (véhicules électriques, autoconsommation, stockage...).

2.1. La gestion de la production

Il existe deux modèles de gestion de l'énergie et de la flexibilité. Le premier modèle repose sur une production d'électricité qui suit la demande. En effet, les déséquilibres menacent la stabilité du système électrique ainsi que la sécurité d'approvisionnement. C'est alors au gestionnaire du réseau de garantir l'équilibre du système électrique en faisant appel aux différents acteurs du ce système (producteurs, fournisseurs, responsable d'équilibre, opérateurs d'effacement ...). Le mécanisme de capacité est un dispositif qui garantit la sécurité d'approvisionnement en s'assurant que les capacités de production et d'effacement sont suffisantes pour maintenir un équilibre pendant la pointe de consommation annuelle. Les responsables d'équilibre, qui peuvent être des consommateurs, des fournisseurs ou des opérateurs tiers engagés par le gestionnaire de réseau, sont tenus par ce mécanisme de capacité de garantir qu'ils disposent d'assez de capacité de production et de moyens flexibles afin d'assurer l'équilibre. Les responsables d'équilibre sont alors incités financièrement à équilibrer leur périmètre prévisionnel entre entrées (injections) et sorties (soutirages) grâce aux capacités modulables de production ou de consommation en conjonction avec les échanges sur les marchés après la prise en compte de la consommation et de la production non pilotable. Ils ont également la possibilité d'acheter des certificats de capacité à des producteurs ou opérateurs

d'effacement. La gestion par RTE assure l'équilibre en temps réel et prend en compte les flux de production (incluant les réserves primaires, secondaires et tertiaires) les interconnexions ainsi que les pertes de réseau.

Les outils de flexibilité visant à rééquilibrer le réseau électrique peuvent être déployés à différentes échelles tel qu'illustré dans la Figure 1.2. Ulbig (2015) définit la flexibilité opérationnelle comme étant la capacité technique du système électrique à moduler les flux entrants et sortants à échelle globale pour atteindre un équilibre et à plus petite échelle à pallier les problèmes de déséquilibre. Cette flexibilité prend forme du point de vue de l'offre par la gestion de la production avec les moyens conventionnels et pilotables. Un moyen de production est dit modulable ou pilotable si le niveau de production est contrôlable à la hausse ou à la baisse suivant la demande. Du côté de la demande, elle prend forme par la gestion des consommations en adaptant la demande à la hausse ou à la baisse.

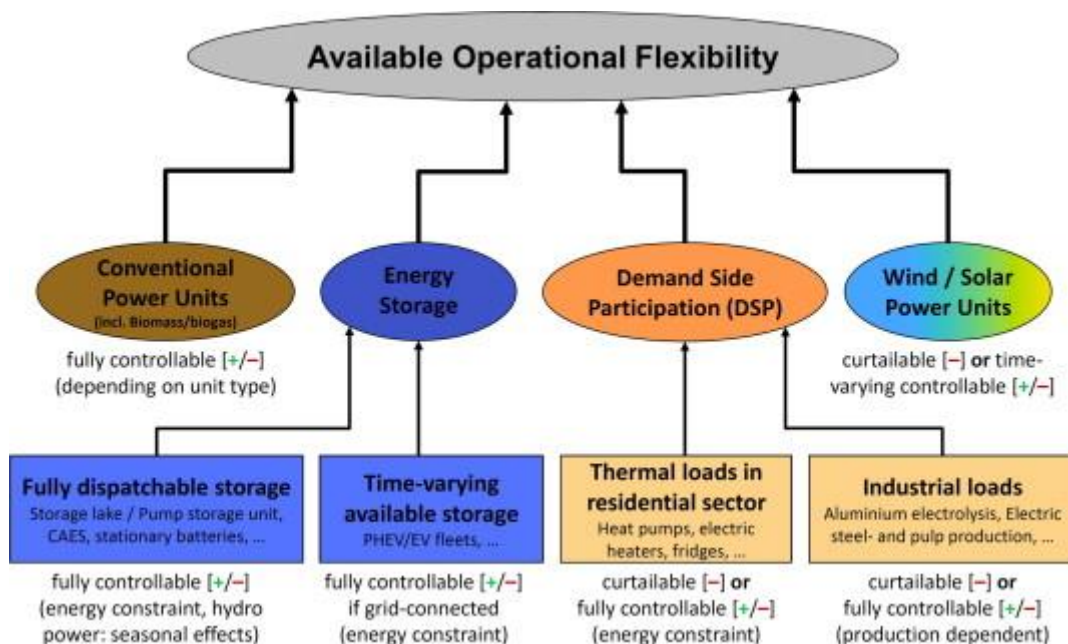


Figure 1.2 : Sources de flexibilité du système électrique (Ulbig et Andersson, 2015)

Les moyens de modulation sont déployés par les fournisseurs d'énergie et le gestionnaire de réseau. Le marché de l'électricité détermine les stratégies de gestion de la production et permet aux acteurs une maximisation des revenus. Un coût plus élevé incite à l'augmentation de la production électrique avec les centrales pilotables afin de couvrir les coûts marginaux. Des coûts faibles incitent à réduire les productions les plus coûteuses et polluantes et à conserver l'énergie disponible. Le stockage est également mis en place dans ce deuxième cas de figure car il permet la revente sur le marché à des prix plus élevés. Avec le mécanisme de capacité, les prix du marché garantissent la sécurisation de l'approvisionnement.

Dans le cas où des lacunes ou difficultés sont constatées dans des zones du réseau électrique (congestion locale), l'import et l'export sont possibles à travers un marché national. Le recours aux interconnexions avec les pays européens à travers l'ENTSOE (Réseau Européen des Gestionnaires de Réseau de Transport d'Électricité) pour l'importation et l'exportation d'électricité est également

un levier non négligeable de flexibilité par rapport à la gestion de la production. Les échanges d'électricité sont à ce jour le moyen le plus simple (dans la limite des capacités de distribution) et le moins cher pour activer la flexibilité opérationnelle du système électrique.

2.2. *La gestion de la demande*

Le second modèle de gestion de l'énergie repose sur une demande qui suit la production d'énergie et qui est connu sous le nom de DSM (*Demand Side Management*). La DSM regroupe toutes les mesures qui s'appliquent à l'échelle de la demande. Elle peut avoir comme objectifs la réduction de la consommation, des coûts, des émissions de GES... ou encore la maximisation des gains à travers la revente d'énergie ou les économies faites grâce à des actions d'amélioration de l'efficacité et de la performance énergétique (Guelpa et Verda, 2021 ; Celik et al., 2017).

La DSR (*Demand Side Response*) représente le changement du profil de consommation des charges flexibles. Ce changement peut être engendré par une variation du coût de l'électricité ou une incitation financière, le but étant de réduire l'usage de l'électricité pendant certaines périodes (Bai et al., 2023). Les stratégies de la DSR se scindent en deux catégories :

- *Price based demand response* : correspond à l'ajustement de la consommation en fonction d'une tarification électrique. Ces stratégies sont principalement utilisées dans le secteur résidentiel. Les mécanismes mis en place inclut le TOU (*Time Of Use*) qui correspond à la description d'une journée par des phases d'opération associées à des tarifications différentes (période creuses et pleines). Le TOU encourage le consommateur à décaler certains usages dans le temps afin de réduire les pics de puissance et lisser sa courbe de charge. La tarification dynamique ou la RTP (*Real Time Pricing*) représente également un des mécanismes de gestion par les tarifs et qui repose sur les prix du marché de l'électricité (Chen et al., 2012). La différence avec le TOU est dans les tarifications de l'électricité non fixes qui varient d'un jour à l'autre.
- *Incentive based demand response* : le consommateur s'engage à travers un contrat à réduire sa consommation pendant des périodes de forte demande ou de pointe, des pénalités sont appliquées en cas de non-conformité. Cette stratégie est orientée vers le secteur tertiaire car les volumes d'économie d'énergie sont importantes. Elle regroupe les mécanismes DLC (*Direct Load Control*) qui nécessite des effacements de charge à court terme (Tang, Wang, et Yan, 2018), le *Interruptible Load* où une instruction d'interruption est donnée au client, et le *Demand Bidding* où le client peut proposer des quantités d'effacement aux marché de l'électricité.

2.2.1. La gestion des pointes et l'effacement

La consommation électrique fluctue au cours du temps en fonction des besoins, des activités des utilisateurs et des saisons. Le profil journalier type de consommation électrique pour les mois de janvier et juin est exposé dans la Figure 1.3. La pointe journalière est dépendante à la variation de la température extérieure créant alors un pic de demande en hiver aux alentours de 19 h qui est lié au

chauffage et un pic d'été moins intense vers 13 h qui est lié au rafraîchissement. Les différences de charges globales entre les deux saisons sont principalement rattachées aux besoins de chauffage qui sont plus importants que ceux de climatisation. Par ailleurs, l'éclairage est également plus important pendant l'hiver.

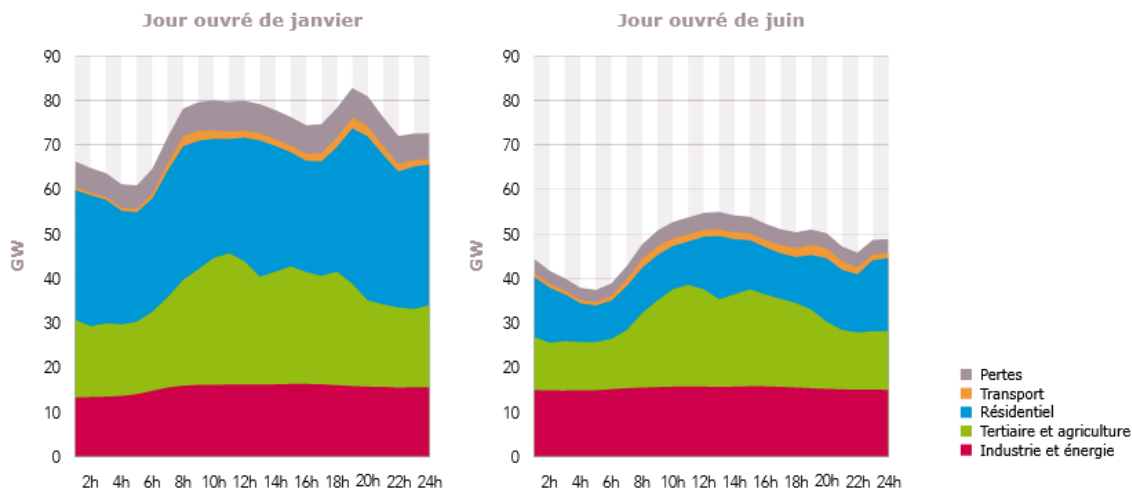


Figure 1.3 : profils de puissance par secteurs (RTE, 2019)

Des moyens de production très polluants et peu performants (centrales charbon/fioul/gaz) sont aujourd'hui employés afin de satisfaire cette pointe et maintenir l'équilibre offre-demande. La tarification électrique en France est intimement liée à la pointe. En effet, le prix de l'électricité est le plus élevé pendant la période de forte demande afin d'encourager les utilisateurs à réduire leurs consommations et les décaler dans le temps.

Le recours à l'effacement de consommation est aujourd'hui un moyen de gestion offrant une flexibilité plus que nécessaire au système électrique. Les stratégies d'effacement adoptées dans la DSR pour lisser la courbe de charge électrique sont illustrés dans la Figure 1.4 :

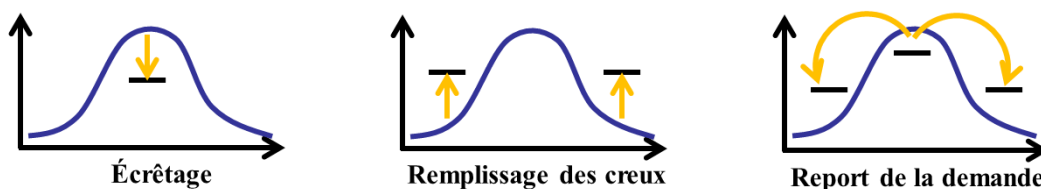


Figure 1.4 : Modulation de la courbe de charge (Frapin, 2018)

Trois types de modulation sont possibles :

- L'écrêtage (*Peak Clipping*) : réduction à court terme de la consommation pour atténuer le pic.
- Le remplissage des creux (*Valley Filling*) : augmentation de la consommation pendant les périodes creuses avec une faible demande.

- Le report de la demande (*Load Shifting*) : déplacement de l'usage sur la journée tout en respectant les contraintes et la demande énergétique globale.

La CRE (Commission de régulation de l'énergie) définit l'effacement comme une réduction temporaire du niveau de consommation en réponse à une sollicitation extérieure. Il ne s'agit pas de réduire la consommation globale mais les appels de puissance du réseau électrique pour des raisons d'équilibrage notamment pendant les heures ou journées de pointe où la demande est la plus importante. L'effacement se présente alors comme une solution supplémentaire pour rééquilibrer le réseau, l'ADEME estime un gisement d'effacement technique national disponible entre 6,5 et 9,5 GW (ADEME, 2017).

Deux typologies d'effacement de consommation existent : les effacements explicites en réponse à la demande de réduction du niveau de consommation sur sollicitation du fournisseur d'énergie ou d'un acteur de l'énergie. L'effacement peut être mis en place sur le fondement d'une autoproduction d'énergie locale, ce qui permet la réduction de la demande au réseau en fonction de la production sur site (type groupe électrogène, cogénération, PV...). Cette catégorie est principalement applicable dans l'industrie, que ce soit à travers l'interruption de processus ou le recourt à l'autoconsommation. C'est un effacement d'opportunité permettant une valorisation économique grâce à une rémunération conventionnée.

Les effacements tarifaires correspondant à une augmentation du tarif de l'électricité (offres EJP, Tempo, heures creuses...) concernent principalement les usages énergétiques contrôlables dans les bâtiments résidentiels et tertiaires et consistent à moduler et décaler certaines consommations dans le temps en vue de réduire la facture énergétique (ADEME, 2017).

L'effacement offre une flexibilité supplémentaire par rapport au déploiement des énergies renouvelables. En effet, la massification des énergies renouvelables pose un problème de déséquilibre entre la production et l'utilisation instantanée de l'énergie, ce qui participerait à terme à l'instabilité du réseau électrique. Les stratégies d'effacement de la pointe permettent l'amélioration de la stabilité, la flexibilité et la durabilité du système électrique en particulier face à une croissance de la part des énergies renouvelables intermittentes.

2.2.2. La flexibilité dans le bâtiment

Le bâtiment, du fait de sa dualité en tant que consommateur et producteur d'énergie, représente un potentiel de flexibilité très important. Du côté de la production, un bâtiment comportant une production renouvelable locale pourrait produire de l'électricité à certains moments ce qui allègerait sa dépendance au réseau et offrirait une flexibilité. Celle-ci est dépendante de la disponibilité et la quantité de puissance locale. En cas de stockage à travers des batteries stationnaires ou celles des voitures électriques, la gestion de la ressource renouvelable locale devient modulable et offre d'autant plus de flexibilité.

Il existe plusieurs postes de consommation dans un bâtiment : le chauffage occupe la première place dans le résidentiel en France métropolitaine, représentant deux tiers des consommations. En seconde position se trouve l'électricité spécifique consommant 17 % de l'énergie. Viennent après

l'eau chaude sanitaire (ECS) avec 10 % et la cuisson avec 5 % (Ministère de la transition écologique, 2019).

La question qui se pose concerne la flexibilité de ces postes ainsi que la quantification de cette flexibilité. Une catégorisation est alors nécessaire afin d'identifier les usages énergétiques contrôlables au sein du bâtiment. Bai et al. (2023) définissent les charges déplaçables d'un bâtiment, qui rassemblent les usages flexibles ayant des périodes d'opération fixes et qui peuvent être décalés sans modifier la consommation d'énergie globale, et les charges délestables qui permettent la réduction de la consommation énergétique à travers des stratégies de contrôle. Shewale et al. (2020) les classifient par potentiel de report et d'interruption : les usages qui ne peuvent pas être reportés tel que l'éclairage par exemple, les usages qui sont non interruptibles mais qui peuvent être reportés tel que les chauffe-eau, et enfin les usages interruptibles et dont le report est possible tel que le lave-vaisselle. Et Bakare et al. (2023) catégorisent les charges électriques du bâtiment en fonction : de leur temps d'opération qui détermine le potentiel de report de l'usage, leur classe de puissance qui caractérise la capacité d'ajustement et leur consommation qui permet de quantifier un potentiel de régulation défini comme la capacité d'ajustement de la consommation en réponse aux signaux de demande ou de prix. Les usages énergétiques contrôlables du bâtiment retrouvés dans la littérature et qui font aujourd'hui l'objet d'études de stratégies de gestion incluent :

- Le chauffage : c'est la dépense la plus importante dans un bâtiment. La régulation du chauffage représente une ressource importante dans l'interaction réseau-bâtiment. C'est l'usage le plus flexible avec une capacité de charge et de décharge à travers l'inertie thermique du bâtiment. Il est possible de le réguler en opérant un ajustement de la température de consigne. Cela aura un impact sur la consommation, car une gestion des consignes de chauffage améliore le bilan énergétique (Dréau et al., 2020). Une gestion basée sur la variation tarifaire du coût de l'énergie est la stratégie la plus déployée car la plus efficace pour la réduction du coût économique. L'effacement des heures de pointe peut être opéré en décalant les consommations du chauffage dans le but de réduire la facture (Kamal et al., 2019 ; Kailas et al., 2012).
- La climatisation : une stratégie optimale peut également être appliquée dans ce cas pour la réduction des coûts énergétiques (Tang, Wang, Shan, et al., 2018).
- La ventilation : la régulation de cette commande peut être employée pour des besoins de rafraîchissement pendant la période estivale (Favre, 2013), ou bien pour l'amélioration de la qualité de l'air intérieure (del Mar Castilla et al., 2013 ; Chahwane, 2011 ; Vidrih et al., 2016 ; van Moeseke et al., 2007).
- Les ouvrants et protections solaires : ces systèmes ont le potentiel de réduire la consommation d'énergie de l'éclairage artificiel (Shen et al., 2014), il peuvent également être commandés afin de réduire le besoin de rafraîchissement pendant l'été (Favre, 2013).
- L'eau chaude sanitaire : grâce à leur capacité de stockage thermique, les chauffe-eau sont une charge flexible qui peut être décalée dans le temps et qui ne pose pas de contrainte sur l'activité de l'occupant (Lakshmanan et al., 2021 ; Tejero-Gómez et Bayod-Rújula, 2021). L'éclairage : malgré un usage non flexible dans le temps, une régulation peut être mise en place en vue d'économiser de l'énergie en contrôlant

l'allumage et son intensité en fonction de l'occupation et de l'apport d'éclairage naturel (Wagiman et al., 2019 ; Higuera et al., 2014).

Le stockage passif dans la masse thermique du bâtiment par la gestion du chauffage est la première solution présente dans la littérature comme solution efficace pour optimiser la consommation énergétique, gagner en flexibilité et économiser en coût. Le chauffage est la dépense énergétique la plus importante dans le bâtiment, il représente 66 % des consommations énergétiques totales des ménages en France (ADEME, 2018). Il est l'usage le plus pilotable, avec une possibilité de le décaler dans le temps sans compromettre le confort. Le moyen le plus simple de le gérer consiste à appliquer différentes consignes de température (à l'aide des réduits) en fonction de la période, d'un signal de prix, de l'occupation...

Le Dréau et al. (2016) ont étudié l'influence du stockage thermique court terme sur la flexibilité d'un bâtiment. Il est démontré que la modulation du chauffage dépend du niveau d'isolation et du système de chauffage et varie au cours du temps. L'effacement des besoins de chauffage est possible tant qu'un bâtiment possède une masse thermique. La performance énergétique influe sur la durée effective de la flexibilité.

Des études ont également été conduites afin d'évaluer l'influence des choix de conception sur la flexibilité du chauffage du bâtiment. Johra et al. (2019) étudient les impacts de l'isolation et de la masse thermique d'un bâtiment sur la flexibilité du chauffage. Pour une stratégie de modulation implémentée à l'aide de réduit de température en fonction des tarifications de l'électricité, l'isolation est selon cette étude le paramètre le plus influent sur la flexibilité comparée à la masse thermique totale ainsi qu'au type de chauffage. Pour améliorer la flexibilité d'un bâtiment il est nécessaire de diminuer son besoin de chauffage et d'améliorer l'efficacité du stockage thermique grâce à une isolation et une masse thermique suffisantes.

Il est néanmoins nécessaire de considérer dans une stratégie de flexibilité l'implication ainsi que l'effet des occupants. D'une part, ceux-ci déterminent l'acceptabilité de la démarche, les objectifs ainsi que les contraintes à respecter (température de confort, consigne minimale de chauffage qui peut différer de la préconisation réglementaire et que certaines études prennent en compte dans leur stratégies, vitesse de variation de la température). D'autre part, leurs comportements influencent fortement les résultats d'une stratégie de gestion. La modélisation est alors primordiale dans le déploiement de toute stratégie, comme le montrent Le Dréau et al. (2020) qui ont mené une analyse de sensibilité concernant l'influence de l'occupant sur le potentiel de flexibilité dans un quartier.

Enfin le stockage de chaleur actif dans le bâtiment représente un levier supplémentaire de flexibilité pour la gestion de la demande. Les stockages chimiques et géothermiques peuvent être cités ainsi le stockage dans les ballons d'eau chaude.

2.3. Les énergies renouvelables

L'intégration des énergies renouvelable (EnR) au mix électrique progresse et représente un des moyens mis en place afin de réaliser la neutralité carbone. Dans ce contexte, il est nécessaire de considérer les EnR dans l'équilibre entre l'offre et la demande ainsi que leur rôle dans la gestion et

la flexibilité énergétique. Les énergies renouvelables peuvent alléger les tensions liées au déséquilibre du réseau tout comme elles peuvent rajouter des tensions et imposer des contraintes de par leur intermittence. Il est alors primordial d'aborder la problématique dans son ensemble.

Du côté de la gestion de la production, les moyens de production intermittents tels que l'éolien et le photovoltaïque peuvent offrir une flexibilité pour la résolution des problèmes de congestion locaux et les potentielles surproductions d'énergie (déséquilibre positif). Les EnR ne sont pas pilotables quoi que prévisibles pour une maximisation de production quand elles sont raccordées au réseau électrique. Il est également possible de moduler certaines productions à la baisse (l'éolien par exemple). Seulement, la modulation des énergies renouvelables reste critiquable et n'offre pas de réelles solutions car la dépendance à des ressources plus polluantes persiste. Par ailleurs, en complément des EnR le stockage constitue également un moyen d'équilibrage du réseau et une source de flexibilité pour la gestion de la production (stations hydrauliques, batteries stationnaires, air comprimé, hydrogène ou autre gaz...) et de la consommation (capacité thermique, ballons d'eau chaude, batteries de voiture électrique...) (ADEME, 2017). Pour ce qui est des énergies décentralisées, la gestion se fait à travers des systèmes de gestion EMS (*Energy Management Systems*) qui intègrent différentes sources d'énergie (dont un raccordement au réseau). Les *Smart Grid* permettent de maintenir l'équilibre entre offre et demande tout en opérant des optimisations économiques (réduction des coûts d'exploitation, maximisation des bénéfices...) et énergétiques (minimisation de la consommation, maximisation de la production décentralisée...) (Garcia-Torres et al., 2021).

L'augmentation des EnR augmente le besoin de flexibilité des consommations. Les énergies renouvelables jouent un rôle plus intéressant dans la transition vers un modèle de gestion de la demande qui suit la production. RTE estime que pour garantir une sécurité d'approvisionnement, 15 GW de flexibilité de la demande sont nécessaires dans un mix de production à horizon 2050 avec une forte pénétration d'EnR (RTE, 2022). Ainsi, la gestion des consommations est favorable à l'intégration des énergies renouvelable.

2.4. Conclusion sur la gestion de la flexibilité

La première partie de l'état de l'art a permis de mettre en avant le contexte général de la gestion énergétique. La problématique du déséquilibre entre offre et demande du réseau a été présentée ainsi que les moyens de flexibilité mis en place pour une gestion de la production ainsi que celle de la demande. Dans le cadre de cette thèse, le périmètre d'étude est réduit à l'apport des bâtiments et leur rôle dans la gestion de la demande. La gestion énergétique des bâtiments est choisie car ce secteur est le premier secteur consommateur d'énergie finale en France et présente non seulement un potentiel de réduction des impacts environnementaux de la consommation mais offre également de la flexibilité au réseau.

Un bâtiment offre un besoin en énergie flexible : il est possible de diminuer l'utilisation de l'énergie en cas de carence et augmenter la consommation en cas d'excès de production. Cette flexibilité est majoritairement activée à travers la modulation du chauffage qui est rendue possible

grâce au potentiel de stockage thermique dans la structure (Ding et al., 2022). Elle permet également à terme de réduire les impacts environnementaux.

Du point de vue de la production, la gestion de l'équilibre du réseau se base sur une génération de puissance sensible au coût. Il en est de même pour gérer la congestion locale (différent prix sur chaque nœud du réseau). La même flexibilité peut être activée pour la gestion de la demande. En effet, la variation des coûts de l'électricité permet d'établir des stratégies d'effacement et de participer à maintenir l'équilibre entre l'offre et la demande (Corradi et al., 2013). Dans le cadre de cette thèse, la problématique abordée concerne la gestion par les prix du chauffage à l'échelle d'un îlot. Des stratégies d'effacement des consommations de pointe seront établies pour la réduction de la facture électrique à travers un stockage passif dans la structure des bâtiments. Une production renouvelable locale sera considérée dans l'implémentation de la stratégie de gestion. Les composantes du problème d'optimisation sont illustrées dans la Figure 1.5.

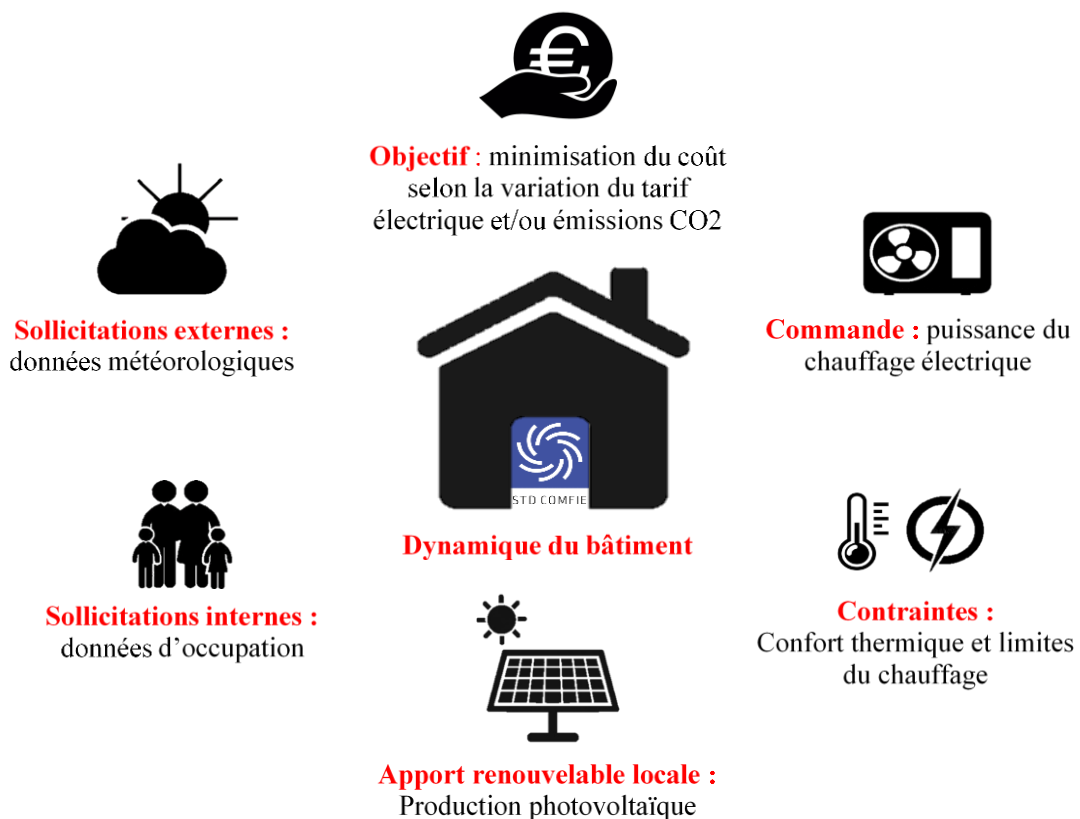


Figure 1.5 : Problème d'optimisation de la thèse

3. La régulation énergétique dans le bâtiment

La gestion de la demande au sein du bâtiment touche trois enjeux : avec plus de 25 % des émissions de GES produits par le secteur du bâtiment en France, le premier enjeu est écologique. La gestion énergétique participe ainsi à la lutte contre le réchauffement climatique. Le deuxième bilan est économique : l'énergie étant une des dépenses les plus importantes dans un bâtiment, une bonne

gestion servira à réduire ses coûts d'exploitation. Enfin, le troisième enjeu est évidemment énergétique, avec plus de 40 % de l'énergie finale consommée par le secteur du bâtiment, plusieurs réglementations incitent à des réductions importantes à ce niveau (ADEME, 2018).

La régulation énergétique est l'organe de contrôle mettant en œuvre une stratégie de gestion. Un système de régulation basé sur la commande optimale résout un problème d'optimisation et est composé :

- d'une fonction critère qui détermine l'objectif à atteindre (minimisation ou maximisation) ;
- d'une commande qui constitue l'élément à contrôler pour atteindre l'objectif (usages ou charges électriques) ;
- des contraintes à respecter par l'entité de contrôle.

Le bâtiment représente l'entité physique de la stratégie de gestion auquel la régulation s'applique. Les occupants vont imposer des contraintes, fixer les objectifs de la régulation et influencer le comportement du bâtiment. Les sollicitations (météo, apports internes, caractéristiques du site et climat local) vont également influencer le bâtiment et donc la stratégie.

Une stratégie de gestion peut avoir plusieurs objectifs. Le premier objectif de la régulation est l'amélioration du confort de l'occupant. Ce dernier peut concerner le confort thermique qui peut être considéré comme correspondant à des valeurs seuils constantes de température, ou dans le cas du confort adaptatif, à des seuils variables en fonction d'une moyenne glissante de la température extérieure. La notion de confort adaptatif est plutôt utilisée en vue d'opérer une gestion énergétique estivale par exemple (Favre, 2013). Le confort visuel peut également être considéré en commandant des stores ou d'autres organes qui régulent les apports solaires mais influencent également l'éclairage afin de produire un niveau de confort thermique et visuel optimal (Leclercq et al., 2007). Enfin, la qualité de l'air peut être contrôlée à travers une ventilation agissant sur le renouvellement d'air ; pour cela, la concentration de CO₂ peut être employée comme indice de qualité.

Le second objectif est la maîtrise de l'énergie où il peut s'agir de rentabiliser les apports gratuits afin de gérer les flux énergétiques dans le but de minimiser l'impact environnemental et le coût économique du bâtiment. Il s'agit ici de mise à profit du rayonnement solaire, de la fraîcheur nocturne, de la puissance dissipée par les occupants ainsi que des équipements. Le stockage, grâce à la capacité thermique du bâtiment, joue un rôle dans la maîtrise des consommations, car il permet de profiter de ces apports en les restituant à des moments où le besoin est présent.

Plusieurs applications impliquant ce second objectif existent. La réduction des pics de consommation est possible en opérant l'effacement des heures de pointe à travers la gestion optimale du chauffage en prenant en compte les changements météorologiques futurs (Robillart, 2015 ; Frapin, 2018).

Les deux axes de la régulation énergétique du bâtiment (maîtrise de l'énergie et l'amélioration du confort) peuvent être en conflit. Par exemple, si une stratégie de chauffage basée sur une utilisation partielle afin de réduire son coût est imposée, un impact négatif sur le confort thermique peut avoir lieu. La maîtrise de la demande en énergie doit concilier la gestion optimale des flux énergétiques dans un bâtiment avec la préservation du confort des occupants. Le confort peut alors être introduit

comme contrainte à respecter. Il peut également être un objectif supplémentaire : c'est l'optimisation multicritère, utilisée par Favre (2013) dans le développement d'une stratégie en période estivale commandant la ventilation mécanique. Les objectifs de l'optimisation étaient : la minimisation du coût économique de la ventilation et le maintien d'un confort thermique adaptatif en fonction des conditions extérieures.

Le cœur du sujet de cette thèse porte sur la réduction de l'impact économique et environnemental du chauffage grâce à des stratégies opérant un stockage d'énergie dans la masse thermique du bâtiment. Cela engendre une augmentation de la consommation énergétique annuelle du bâtiment créant un conflit avec le 3^{ème} enjeu de la transition énergétique (réduction des consommations). Il est alors nécessaire de rappeler que la problématique abordée est celle de la pointe de consommation et la réduction globale des impacts environnementaux liés à la consommation de chauffage du bâtiment.

3.1. *Systemes basés sur un modèle dynamique*

La commande prédictive est une technique de contrôle basée sur un modèle dynamique qui anticipe une séquence de commande future à partir des entrées du modèle. Par rapport aux contrôleurs conventionnels, les systèmes de régulation basés sur un modèle prennent en compte la dynamique du système étudié pour générer une estimation précise de l'état et de son évolution future. Ces modèles sont intégrables dans un problème d'optimisation, c'est d'ailleurs le type de contrôle le plus répandu dans le domaine de la régulation selon Shaikh et al. (2014). L'intégration d'un modèle dynamique, la gestion des contraintes, et l'optimisation en ligne, fait du contrôle prédictif le moyen le plus adapté pour établir des stratégies de gestion énergétique pour les bâtiments intelligents et performants (Killian et Kozek, 2016).

Le fonctionnement de la commande prédictive est illustrée dans la Figure 1.6. Une commande optimale est d'abord calculée sur un horizon d'optimisation $[t_{i_1}, t_{f_1}]$ (courbe bleue à gauche). Une partie de la commande allant du moment t_{i_1} jusqu'à t_{i_2} est appliquée, cette période est appelée horizon de contrôle. À la fin de l'horizon de contrôle l'état du système est estimé et les prévisions des sollicitations futures sont actualisées. Une nouvelle séquence de commande optimale est ensuite calculée sur un horizon d'optimisation $[t_{i_2}, t_{f_2}]$ (courbe orange à droite). Les prévisions de sollicitations sont actualisées après chaque horizon de contrôle (période d'échantillonnage) et impactent la dynamique du système et donc le résultat de la commande optimale. La commande prédictive prend alors en compte en temps réel une mise à jour régulière des prévisions des sollicitations, qui impactent les estimations d'états du système, pour la détermination d'une stratégie de gestion optimale.

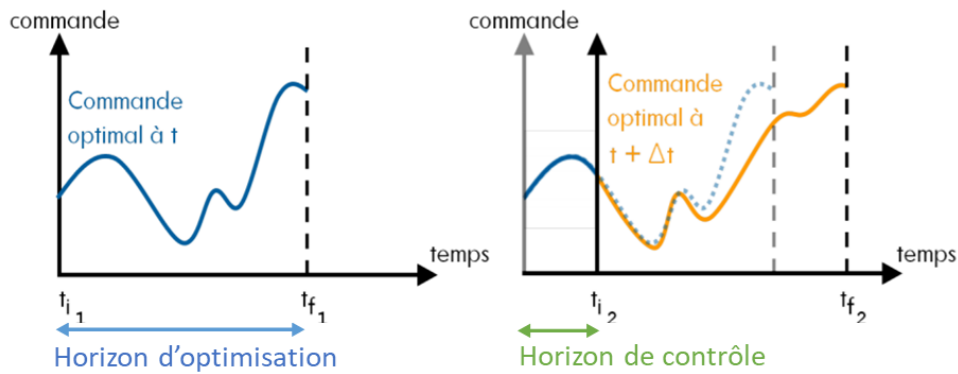


Figure 1.6 : Fonctionnement de la commande prédictive – adapté de Frapin (2018)

Appliquée au bâtiment, la commande prédictive ou *MPC (Model Predictive Control)* est un système de régulation intelligent basé sur un modèle thermique du bâtiment qui permet d'établir une stratégie de contrôle satisfaisant un critère d'optimisation (ou fonction objectif). Elle est définie comme étant la résolution d'un problème de commande optimale en boucle fermée sur un horizon glissant dans le temps, en prenant en compte les contraintes du système, l'état estimé du bâtiment ainsi que les changements de prévisions des sollicitations auxquelles est soumis le bâtiment (météo et occupation). Le schéma de fonctionnement en boucle fermée, avec les différents outils (qui seront décrits dans un second temps), est représenté dans la Figure 1.7.

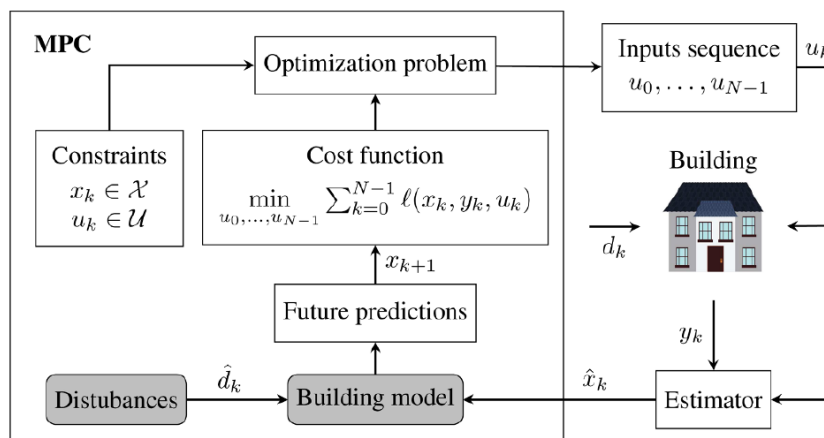


Figure 1.7 : Schéma de la commande prédictive d'un bâtiment en boucle fermée (Drgoña et al., 2020)

La régulation d'un bâtiment va être influencée par un certain nombre de perturbations : la météo (Rajaoarisoa et al., 2020), l'occupation (Dréau et al., 2020), la composition de l'enveloppe (Johra et al., 2019) et les systèmes énergétiques (Le Dréau et Heiselberg, 2016). Dans la prochaine partie de ce chapitre les différents éléments de la commande prédictive sont détaillés.

Le *MPC* peut être adapté afin de réguler toutes les charges contrôlables du bâtiment (chauffage, ventilation, climatisation...). Il peut également être appliqué dans une optimisation multicritère, multicommande ou multisystème afin de traiter le confort thermique, la consommation énergétique,

l'effacement de pointes, la minimisation des coûts de l'énergie et la maximisation des énergies renouvelables (Shaikh et al., 2014). Ces différentes échelles de complexité seront discutées dans une prochaine section.

3.2. *Systèmes de régulation sans modèle de bâtiment*

3.2.1. Contrôleurs conventionnels

Un régulateur classique est composé d'un capteur qui mesure une grandeur (température, pression, etc.), d'un régulateur qui compare la mesure à un point de consigne et d'un organe de réglage qui influence la grandeur mesurée selon une loi de commande imposée. Celle-ci peut être du type tout ou rien (TOR), PID ou autre. L'organe de régulation du régulateur PID s'adapte proportionnellement à la commande, traite l'erreur rémanente et résout les erreurs liées à la régulation proportionnelle. Le PID est un système de contrôle classique populaire employé pour la régulation de la température intérieure. Il n'offre tout de même pas de contrôle optimal du fait de son manque d'information concernant le système (paramètres constants). Une stratégie de régulation du chauffage utilisant un contrôle type proportionnel est comparée au contrôleur ON-OFF (TOR) dans (Mauri et al., 2019).

Les contrôleurs conventionnels ne tirent pas parti du stockage thermique. Ils sont majoritairement utilisés pour du suivi de consigne (ou trajectoire) afin d'intégrer les perturbations auxquelles est soumis le système, éventuellement en conjonction avec un contrôleur plus avancé (Ma et al., 2021). Contrôleurs intelligents

Aussi appelés *BIEMS (Building Information Energy Management System)*, ce type de contrôle utilise l'intelligence artificielle afin de répondre au besoin de gestion énergétique du bâtiment. Ces systèmes peuvent être scindés en deux catégories : les systèmes basés sur l'apprentissage nécessitant une large base de données et de temps d'apprentissage (logique floue, réseau de neurones artificiels). La seconde catégorie concerne les contrôleurs basés sur la modélisation multi-agent (*MAST*) qui fractionnent un problème complexe en sous-problèmes représentés par des agents (Zhang et al., 2023).

Dans le cadre de ces travaux, la commande prédictive est adoptée afin de déterminer des stratégies de gestion optimales du chauffage pour la minimisation du coût (ou l'impact environnemental) de sa consommation à travers le stockage thermique passif. Les perturbations des sollicitations sont intégrées avec un régulateur classique type PI afin d'opérer le suivi de trajectoire.

4. La commande prédictive

La commande prédictive est le calcul répété d'une commande optimale sur un horizon donné. L'optimisation nécessite la définition d'une fonction objectif, les contraintes du système doivent également être prises en compte. Dans la logique prédictive, une partie de la séquence est appliquée

seulement, pour ensuite relancer le calcul suite à un retour d'état et à la mise à jour des sollicitations (après intégration des perturbations).

Le schéma de la commande prédictive exposé dans la section précédente peut se décliner en trois principaux processus : la modélisation de la dynamique du bâtiment (compatible avec la notion de contrôle), la prévision des perturbations et l'algorithme d'optimisation (Zhan et Chong, 2021). Dans cette partie, chaque élément nécessaire au fonctionnement des trois processus est introduit et posé dans le contexte de la recherche d'une stratégie de gestion optimale au sein du bâtiment. Le cheminement est inspiré par la description de Drgoňa (2020).

4.1. Formulation de la commande optimale

Le problème de la commande optimale se formule de la manière suivante :

$$\min_{u \in U} J(u) = \int_0^{t_f} \mathcal{L}(x^u(t), u(t)) dt \quad (1.1)$$

\mathcal{L} est une fonction à valeurs réelles et régulières, $x^u(t)$ et $u(t)$ sont respectivement l'état et la commande qui varient dans le temps t .

Il s'agit ainsi de trouver la commande u associée à l'état x^u (solution de l'équation différentielle) sur un horizon de temps $[0, t_f]$ en minimisant la fonction $J(u)$, et cela en respectant la contrainte de commande $u \in U$.

La résolution de l'équation (1.1) suit nécessairement la dynamique du système physique :

$$\begin{cases} \dot{x}^u(t) = f(x^u(t), u(t)) \\ x(0) = x_0 \end{cases} \quad (1.2)$$

4.2. Les objectifs d'optimisation

La fonction objectif décrit le critère de performance de l'optimisation, elle représente le but à atteindre lors de la résolution du problème de la commande optimale. L'optimisation peut cibler la minimisation ou la maximisation d'un coût ou d'une autre grandeur. La formulation de la fonction objectif peut être technique, économique, énergétique, ou environnementale. Ce choix est décidé en fonction des motivations de l'utilisateur souhaitant mettre en place une stratégie de gestion à travers la régulation d'un usage énergétique au sein du bâtiment.

Un premier objectif d'optimisation est la satisfaction du confort qui représente le centre des préoccupations des occupants d'un bâtiment. Le confort thermique est satisfait en maintenant la température intérieure dans une plage de confort fixée par exemple par la réglementation. Cela est possible en régulant l'usage du chauffage, de la climatisation et de la ventilation. Pour le confort d'été il est pertinent d'introduire la notion de confort thermique adaptatif qui prend en compte les variations de température extérieure. D'autres aspects de confort existent et peuvent être pris en compte : le confort visuel, acoustique, la qualité de l'air intérieur.

La minimisation des dépenses, notamment énergétiques, représente également une priorité. La réduction des consommations peut être un objectif d'optimisation (Darure et al., 2016). Seulement, celle-ci n'est pas tout le temps synonyme de réduction de la facture énergétique du bâtiment du fait de la volatilité du coût de l'énergie et de sa variabilité temporelle. La minimisation du coût à travers des stratégies d'effacement est facilitée par les moyens de stockage thermique dans la structure et des systèmes tels que les ballons d'eau chaude. L'objectif économique représente l'un des objectifs d'optimisation le plus couramment utilisé dans les stratégies de gestion de la demande.

La minimisation de l'impact environnemental de la consommation énergétique est réalisable au même titre que la minimisation du coût. La réduction des émissions de gaz à effet de serre, comme celle du coût économique, est réalisable à travers l'optimisation à partir du moment où différents systèmes de génération participent à la fourniture de l'énergie dans un bâtiment. C'est le cas de l'électricité générée par un mix varié incluant en France : le nucléaire, les énergies renouvelables et fossiles (Roux et al., 2017).

L'intégration des énergies renouvelables dans un système de régulation prend souvent la forme d'un coût négatif (ou émission) dans la fonction objectif, cela permet la maximisation de son utilisation locale comme c'est le cas pour Pichler et al. (2017). D'autres fonctions objectifs incluent plusieurs systèmes de génération d'électricité, du stockage et des échanges entre plusieurs bâtiments.

Lorsque plusieurs objectifs sont fixés, une optimisation multicritère est nécessaire afin de trouver le meilleur compromis. Pour cela, une pondération peut s'implémenter avec un poids pour chaque objectif. Par ailleurs, un critère peut être priorisé par rapport à un autre après l'optimisation grâce à une fonction globale composée de ces sous-objectifs. On élimine les solutions dominées (moins performantes sur l'une des fonctions objectifs). On peut avoir plusieurs solutions non dominées pour un état. L'ensemble de ces dernières représente un front de Pareto. Cette approche donne une latitude aux décideurs pour choisir le compromis qui leur convient le mieux. Les critères les plus souvent couplés sont le confort thermique et le coût économique ou la consommation énergétique.

Pour cette thèse, l'objectif économique est abordé dans un premier temps. Il est déterminé sur la base d'une tarification électrique qui considère une période de pointe avec un coût élevé. Cela permet également de considérer indirectement l'impact environnemental de la production d'électricité qui est la plus polluante pendant la demande de pointe. L'objectif environnemental décrivant les émissions de CO₂ liées à la consommation est considéré dans un second temps.

4.3. Les contraintes

Parmi les éléments du processus d'optimisation, la gestion des contraintes complète la formulation du problème à résoudre en prenant en compte les limitations techniques de l'optimisation. Ces contraintes peuvent être reliées aux entrées (par exemple une puissance maximale) et aux sorties (par exemple une température) du système physique.

Dans un problème d'optimisation deux types de contrainte existent. Les inégalités qui dans certains cas peuvent offrir une souplesse concernant leur respect. Et les égalités qui sont reliées à la

dynamique du bâtiment et sont des contraintes dures et fixes qu'il faut obligatoirement respecter tout le temps (Drgoňa et al., 2020).

Le confort thermique dans le bâtiment est considéré comme étant une contrainte souple tandis que les contraintes de commande qui représentent les bornes de puissance de capacité du système (le chauffage par exemple) sont des contraintes dures :

$$T_{min} \leq T \leq T_{max} \quad \forall t \quad (1.3)$$

$$U_{min} \leq U \leq U_{max} \quad \forall t \quad (1.4)$$

Les contraintes les plus communément utilisées dans la régulation du bâtiment sont celles qui se trouvent dans des intervalles fixes tels que les températures de zone, températures d'air soufflé, les flux d'air ou de flux de chaleur...

Pour cette thèse, les contraintes de confort ainsi que les contraintes de commande sont considérées comme des contraintes dont le dépassement en dehors de l'intervalle fixé n'est pas autorisé.

4.4. Les modèles

La commande prédictive est un système de régulation basé sur un modèle dynamique qui peut être simplifié, issu de l'apprentissage (intelligence artificielle) ou basé sur la physique (simulation thermique dynamique). Le modèle thermique dynamique du bâtiment décrit son comportement et sa performance thermique en fonction de la composition de son enveloppe et des caractéristiques de ses équipements.

La commande prédictive (*MPC*) a pendant longtemps fait face à des obstacles qui rendaient son implémentation complexe. La première difficulté concerne la modélisation du bâtiment, qui peut être assez coûteuse en termes de temps de calcul et de considération des incertitudes. Le choix du modèle est ainsi extrêmement important dans une approche *MPC*. Plusieurs modèles de simulation du bâtiment et des méthodes de réduction de modèle ont été développés et ont permis l'essor du *MPC* dans le domaine du bâtiment (Zhan et Chong, 2021). Parmi les modèles de bâtiments reconnus et validés figurent EnergyPlus, TRNSYS, COMFIE (Munaretto et al., 2017)...

L'application des stratégies de gestion à grande échelle introduit différentes interactions et synergies entre chaque sous-système, faisant partie d'un quartier de bâtiment par exemple, qui doivent être prises en compte dans la stratégie. La première difficulté identifiée lors du changement d'échelle concerne les modèles des bâtiments. En effet, afin de considérer l'échelle multizone par exemple certains modèles de simulation ont un temps de calcul important ce qui augmente le temps du processus d'optimisation. Cela réduit d'une part les possibilités d'étudier les stratégies sur des périodes plus longues et d'autre part l'application en temps réel des stratégies. Afin de répondre à ce problème, des modèles de bâtiment simplifiés sont parfois employés. Nrayanan (2021) utilise une technique de contrôle qui consiste à optimiser un système pendant six jours représentatifs de l'année pour ensuite, grâce à une méthode de *Cluster*, évaluer la commande prédictive sur une année complète. Ces approches peuvent éventuellement compromettre la fiabilité et la précision des

résultats. Cette thèse propose d'utiliser un modèle physique du bâtiment réduit par réalisation équilibrée. Le modèle thermique de bâtiment choisi pour ces travaux ainsi que le processus de réduction seront décrits dans le second chapitre de ce manuscrit.

Les systèmes énergétiques de chauffage, ventilation et climatisation (CVC) varient d'un bâtiment à un autre, des modèles sont alors employés afin de décrire les processus de génération. Les travaux dans le cadre de cette thèse n'incluent pas la modélisation du système de chauffage, et considèrent un système de chauffage électrique supposé parfait (efficacité de 100 % et aucune perte de distribution). Aucun couplage des modèles du bâtiment et du chauffage n'est alors nécessaire.

La prise en compte des erreurs de prévisions (météo et occupation) en vue de considérer les perturbations dans les stratégies constitue également une difficulté à l'implémentation du MPC et nécessite également un travail de modélisation. Les perturbations correspondent à des entrées de modèle non contrôlables. Celles-ci englobent les sollicitations externes décrivant la météo (température extérieure et rayonnement solaire) et les sollicitations internes décrivant les types d'usage et l'occupation (apports internes). La structure du coût de l'énergie utilisée dans la fonction objectif est considérée comme une perturbation. En fonction des applications de cette thèse, des scénarios déterministes seront employés et des modèles de prévisions seront exploités (modèle stochastique d'occupation et prévisions de la météo en ligne). À la connaissance de l'auteur, la plupart des développements de commande prédictive n'intègrent pas les incertitudes liées à la prévision des sollicitations permettant de définir des stratégies de gestion en temps réel. Dans ces travaux, la robustesse aux erreurs de prévisions de la méthode proposée sera exposée.

4.5. *Approches de résolution*

Deux approches se distinguent dans la théorie de la commande optimale afin de résoudre le problème d'optimisation : les principes de Pontriaguine et de Bellman. Dans cette section ces approches sont détaillées et les méthodes de résolution de chacune sont exposées.

4.5.1. Le principe du minimum de Pontriaguine

Le principe de Pontriaguine impose une condition nécessaire d'optimalité. Pour un contrôle u^* appartenant à l'ensemble des commandes admissibles U , et associé à une trajectoire $x^* \in \mathbb{R}^n$ qui est solution de la commande optimale, il existe une application appelée vecteur adjoint $p(\cdot) : [0, t_f] \rightarrow \mathbb{R}^n$ tel que pour tout $t \in [0, t_f]$:

$$\dot{x}(t) = \frac{\partial}{\partial p} H(x^*(t), u^*(t), p(t)) \quad (1.5)$$

$$\dot{p}(t) = -\frac{\partial}{\partial x} H(x^*(t), u^*(t), p(t)) \quad (1.6)$$

$$H(x^*(t), u^*(t), p(t)) = \min_u H(x^*(t), u(t), p(t)) \quad (1.7)$$

L'hamiltonien du système s'exprime de la manière suivante :

$$H(x(t), u(t), p(t)) = \mathcal{L}(x^u(t), u(t)) + p(t)^T f(x(t), u(t), p(t)) \quad (1.8)$$

Il faut ainsi résoudre le système suivant :

$$\dot{x}^u(t) = f(x^u(t), u(t)) = \frac{\partial}{\partial p} H(x^*(t), u^*(t), p(t)) \quad (1.9)$$

$$x(0) = x_0 \quad (1.10)$$

$$\dot{p}(t) = -\frac{\partial}{\partial x} H(x^*(t), u^*(t), p(t)) \quad (1.11)$$

$$p(t_f) = 0 \quad (1.12)$$

$$u(t) \in \underset{u}{\operatorname{arg\,min}} H(x(t), v, p(t)) \quad (1.13)$$

Les méthodes de résolution numérique utilisées qui se basent sur ce principe sont des méthodes indirectes, en particulier la formulation du problème aux deux bouts consiste à minimiser l'hamiltonien. Plusieurs méthodes numériques existent, par exemple les méthodes de tir, de collocation... (Malisani, 2012).

Robillart (2015) et Frapin (2018) emploient la méthode de résolution indirecte basée sur le principe de Pontriaguine, avec une méthode de pénalisation intérieure concernant les contraintes, pour établir des stratégies de gestion optimale du chauffage d'un bâtiment à l'échelle monozone et multizone.

4.5.2. Principe d'optimalité de Bellman

La programmation dynamique est une méthode d'optimisation proposée par Bellman (1957) qui se base sur le principe que la solution optimale d'un problème soumis à des contraintes est formée de sous-politiques optimales. Elle évite alors d'évaluer toutes les combinaisons de commandes sur l'ensemble des pas de temps de l'horizon d'optimisation : il suffit de parcourir tous les états accessibles à chaque pas de temps de l'optimisation. Étant donné que tous les états situés dans l'intervalle de contrainte sont balayés, la séquence de commande est forcément optimale.

L'optimisation par programmation dynamique opère à pas de temps fixe. Une variable d'état discrétisée pouvant être soumise à des contraintes est définie. La commande est également discrétisée. Une fonction de coût à minimiser ou à maximiser, doit être définie. Dans le cas où plusieurs politiques arrivent au même état, il suffit de garder la politique optimale et d'éliminer les autres. Grâce au principe de Bellman qui divise le problème en sous-problèmes, on évite de calculer le coût total de l'ensemble des politiques possibles.

La fonction coût V caractérise tous les états parcourus pour chaque pas de temps, V_0^N est la somme des coûts des politiques allant du temps $t = 0$ à $t = N$. La solution optimale est celle qui minimise le coût :

$$J = \min [V_0^N] \quad (1.14)$$

Le problème étant divisé en problèmes plus courts, la solution globale optimale est alors composée de sous-solutions optimales :

$$J = \min[v_0(x_0, x_1) + \min[V_1^N]] \quad (1.15)$$

Favre (Favre, 2013) a adopté cette méthode de contrôle optimal en vue de générer des stratégies de régulation par programmation dynamique en période estivale (commande de la ventilation et des protections solaires) et hivernale (commande du chauffage).

Cette méthode est limitée par son temps de calcul conséquent, la difficulté du choix de la variable d'état qui doit représenter complètement le système et la dépendance à la discrétisation (de la variable, du temps et de la commande). Afin de remédier à ces problèmes il est possible d'utiliser la programmation dynamique pour établir des lois de contrôle simples en employant des méthodes heuristiques (Robillart et al., 2014).

4.5.3. Méthodes de résolution directes

D'autres méthodes existent qui ne se basent pas sur les deux principes. Les méthodes directes consistent à résoudre le problème de commande optimale en le discrétisant puis en opérant une résolution numérique. Celles-ci incluent la programmation dynamique mais comprennent des algorithmes tels que la méthode des points intérieurs, la programmation quadratique séquentielle (SQP)...

Les méthodes directes sont souvent préférées en pratique pour leur efficacité et polyvalence. La proposition de cette thèse est d'allier l'efficacité des méthodes de résolution directe et l'optimalité offerte par l'application des principes de Bellman et Pontriaguine. L'originalité de l'approche porte sur l'association des deux principes de Bellman et de Pontriaguine dans un algorithme d'optimisation qui détermine une solution optimale en un temps de calcul rapide et produisant des résultats précis et fiables respectant les contraintes du problème.

4.6. *Estimation du retour d'état*

La commande prédictive est mise en œuvre en boucle fermée, le calcul de la commande optimale se fait sur un horizon glissant dans le temps. L'horizon d'optimisation, temps pendant lequel est résolu le problème de la commande, est décalé d'un horizon de contrôle. Seulement une partie de la commande est exécutée par un contrôleur chargé du suivi de la trajectoire optimale. Une rétroaction est introduite, où à chaque pas de temps de la période d'échantillonnage les écarts des prévisions par rapport à la réalité sont corrigés. À la fin de la période d'échantillonnage, les conditions initiales du bâtiment sont mises à jour en faisant une estimation de l'état réel du bâtiment, nécessaire pour le calcul de la prochaine séquence de commande optimale sur l'horizon glissant d'optimisation.

Le suivi de la trajectoire pendant la période d'échantillonnage est assuré par un contrôleur simple type PI ou PID, tandis que l'estimation de l'état initial du bâtiment se fait à partir d'un observateur asymptotique d'état. Les deux outils seront introduits au prochain chapitre.

Afin de déterminer une stratégie en temps réel, les erreurs de prévisions doivent être considérées en conjonction avec l'estimation du retour d'état, ajoutant une complexité en plus ; ce sujet est parfois négligé. Cet aspect est étudié et représente une des contributions de ces travaux.

5. La commande prédictive à différentes échelles

La commande prédictive est employée de diverses manières dans la littérature. Le panel d'application varie en fonction du schéma de résolution choisi, des paramètres, de la méthode employée, des caractéristiques de conception du bâtiment et de l'échelle de la stratégie.

Dans cette section, l'ambition est de proposer deux éléments de caractérisation d'une commande prédictive : le schéma d'implémentation (ou configuration) qui décrit la structure de résolution du problème d'optimisation et l'échelle d'application qui décrit les différents cas d'étude qui peuvent être trouvés dans la littérature et qui permet de considérer les facteurs déterminant pour chaque niveau de complexité.

5.1. *Configurations de la commande prédictive*

L'implémentation pratique de la commande prédictive se fait en fonction du schéma (cf. ci-dessous) et niveau de complexité du problème (un seul système ou plusieurs sous-systèmes). Les configurations de résolution de la commande prédictive à l'échelle des grands systèmes se distinguent en quatre catégories.

5.1.1. Schéma centralisé

Le schéma centralisé considère les entrées et sorties de chaque sous-système à réguler au sein d'un seul et même contrôleur pour résoudre le problème d'optimisation. C'est la méthode la plus commune dans la régulation énergétique des bâtiments. Néanmoins, lorsque le nombre de sous-systèmes (zones thermiques dans un bâtiment par exemple) à traiter augmente, la complexité de résolution et le temps de calcul augmentent.

Un exemple d'application est exposé dans Frapin (2018) où l'approche centralisée est déployée dans le cadre de la gestion énergétique du chauffage à l'échelle bizona. Un modèle dynamique couplé qui prend en compte les échanges thermiques entre les deux zones contiguës est développé. Un problème de commande optimale est résolu avec deux entrées et sorties (pour chaque zone) en utilisant la méthode de pénalisation. La méthode centralisée est comparée à l'approche distribuée du même problème et les résultats sont équivalents avec un avantage de temps de calcul pour la seconde approche.

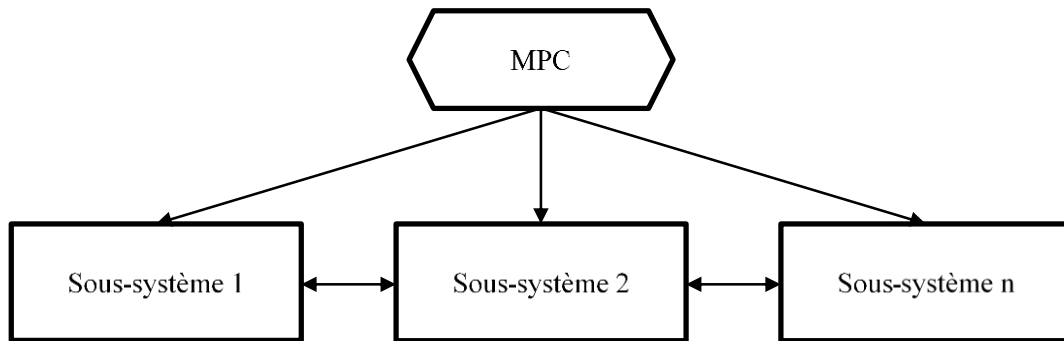


Figure 1.8 : Commande prédictive centralisée, adaptée de (Serale et al. 2018)

5.1.2. Schéma décentralisé

Le schéma décentralisé considère un problème d'optimisation pour chaque sous-système de manière indépendante (parfois avec des objectifs différents). Des commandes prédictives sont conçues localement pour chaque problème d'optimisation ; aucun échange n'est considéré entre les différents sous-systèmes qu'ils soient de nature économique (partage des coûts ou de la ressource) ou dynamique (échanges thermiques entre zones d'un même bâtiment). L'approche décentralisée est facile à mettre en œuvre, mais le manque de communication entre ses composantes fait d'elle un schéma d'optimisation pauvre surtout dans le cas d'un système fortement couplé (Hu et al., 2012) ce qui induit un risque de sous-optimalité au niveau du système global.

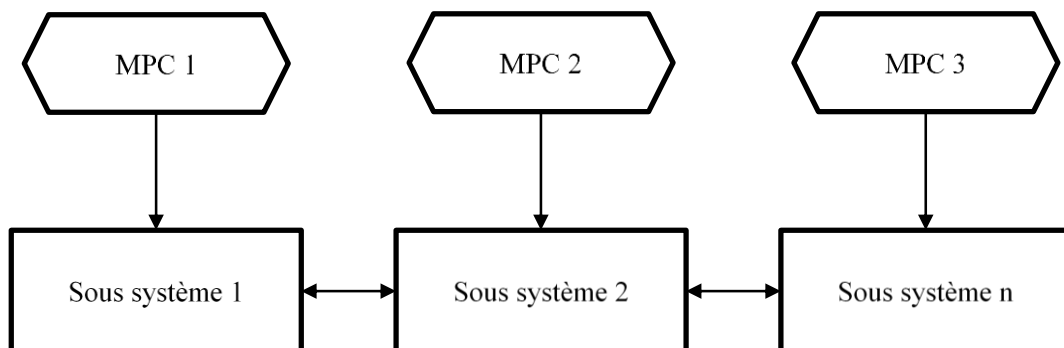


Figure 1.9 : Commande prédictive décentralisée, adaptée de (Serale et al. 2018)

5.1.3. Schéma distribué

L'approche distribuée résout le problème d'optimisation globale en traitant chaque sous-problème parallèlement et considère les échanges entre les sous-systèmes. Ces échanges se font après la résolution de chaque sous-problème d'optimisation afin de considérer les interactions entre sous-systèmes. Cet échange peut être itératif (pendant la période d'échantillonnage des MPC) afin de réitérer les calculs parallèles jusqu'à converger vers un optimum global. Cela améliore la performance globale du système.

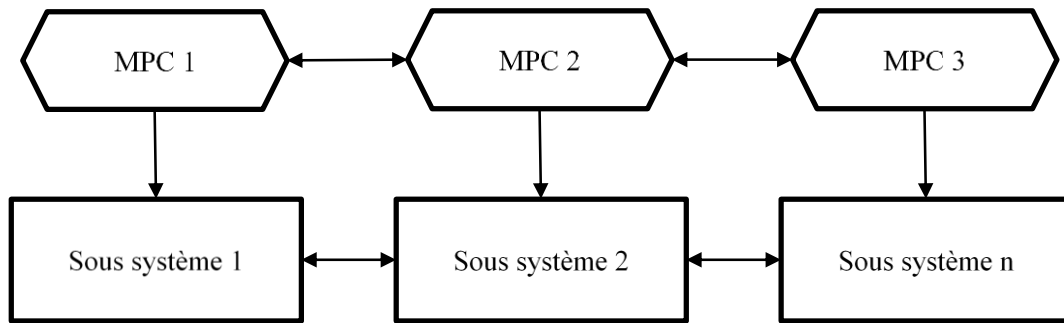


Figure 1.10 : Commande prédictive distribuée, adaptée de (Serale et al. 2018)

Les échanges incluent les estimations d'état, les variables de commandes et les perturbations (météo, occupation et structure de coût). La prise en compte de l'influence des sous-systèmes avoisinants permet de mieux prédire la stratégie optimale à l'échelle globale du système.

L'approche est principalement employée dans des optimisations multizones avec prise en compte des échanges thermiques entre zones. Un bâtiment peut être décomposé en zones thermiques interagissant entre elles. Ghaemi et al. (2020) emploient une optimisation distribuée pour activer la flexibilité des charges du bâtiment ; il en est de même pour Bekiroglu et al. (2019).

Des applications intégrant le système du bâtiment avec un système de CVC à optimiser par exemple est également possible (Darure et al., 2018). Il en est de même pour le couplage avec un système de production locale ou de stockage. Dans cette optique, la commande distribuée est idéale pour la prise en compte de différents critères qui peuvent parfois être en conflit.

5.1.4. Schéma hiérarchique

L'approche hiérarchique est une régulation ayant la même structure que les systèmes multi-agents. Le problème d'optimisation est scindé en deux parties : la régulation de premier niveau « *high level MPC* » qui propose une coordination globale et détermine la stratégie à long terme en tenant compte des besoins énergétiques (quantité et type de l'énergie, temporalité de son usage), et la régulation de second niveau « *low level MPC* », qui gère quant à elle du suivi de trajectoire à court terme (prise en compte des perturbations) et du suivi de l'optimisation. Cette configuration est particulièrement adaptée lorsque la coordination entre les contrôleurs locaux est nécessaire pour améliorer la performance globale et lorsque différentes échelles de temps sont mises en jeu dans la détermination des décisions ou dans des dynamiques des composants du système global.

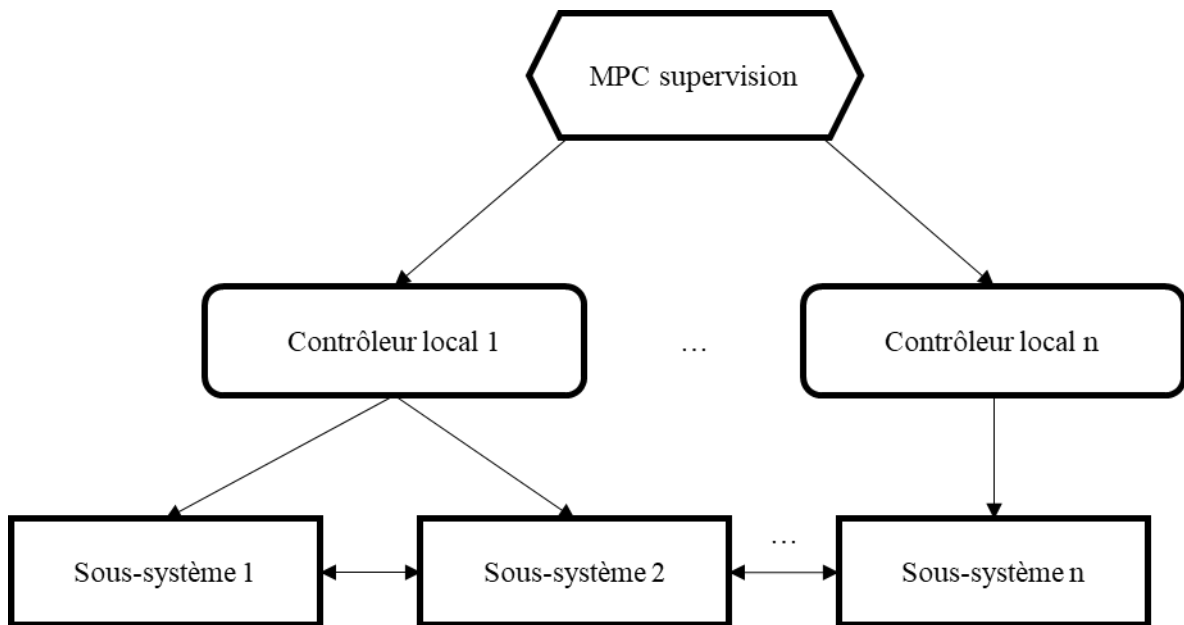


Figure 1.11 : Commande prédictive hiérarchique, adaptée de (Serale et al. 2018)

Une approche de MPC hiérarchique pour des systèmes interconnectés a été implémentée par Farina et al. (2017), et a été mise en œuvre pour la régulation de la température de deux appartements en utilisant un modèle de bâtiment simplifié. La structure du contrôle a été conçue de sorte à être appliquée à des systèmes de grande échelle composés de sous-systèmes interconnectés. Le premier niveau du MPC est centralisé et opère à des échelles de temps lentes afin de considérer le comportement du bâtiment à long terme, son objectif est de réduire les coûts sur un horizon étendu en limitant les temps de calcul. Le régulateur local opère au niveau du sous-système et cherche une solution optimale qui dépendra de la complexité du modèle de ce dernier.

5.2. Échelles d'application de la commande prédictive

Les stratégies de gestion optimale visent à améliorer les performances énergétiques d'un bâtiment. La commande prédictive peut intervenir à différentes échelles ce qui conditionne le choix parmi les schémas de déploiement illustrés ci-dessus. Les différents cas d'application de la commande prédictive peuvent aller du niveau de complexité le plus faible (un seul système à optimiser) au plus élevé (coordination de plusieurs systèmes couplés). La caractérisation de l'échelle de la commande prédictive dans le domaine du bâtiment peut s'appliquer à quatre types de systèmes énergétiques : l'enveloppe du bâtiment, les systèmes de CVC, les systèmes de stockage et les systèmes de production renouvelable locale.

La première caractérisation intervient au niveau de l'enveloppe du bâtiment. Les stratégies de gestion peuvent se mettre en place selon la complexité de modélisation dynamique. Le cas le plus simple concerne un seul bâtiment modélisé de manière monozone : une seule zone thermique intégrant tous les phénomènes physiques qui y opèrent pour décrire l'évolution d'une unique température intérieure. Les études de stratégie sont multiples à cette échelle grâce à leur simplicité

de mise en œuvre qui permet des temps de calcul raisonnables. C'est souvent une première étape pour étudier une méthode de contrôle avant d'élargir son cadre d'application. Favre (2013) a employé la programmation dynamique (en appliquant le principe de Bellman) afin d'élaborer une stratégie de gestion pour un bâtiment modélisé en monozone sur le chauffage en période hivernale dans le but de réduire le coût de cette consommation. L'auteur a appliqué cette méthode sur un bâtiment performant modélisé en monozone. Cette méthode a présenté l'inconvénient d'être assez gourmande en temps de calcul et en mémoire. Robillart (2015) a également développé une stratégie d'effacement du chauffage dans un cas monozone. Il met en application le principe de Pontriaguine couplé avec la méthode de pénalisation afin de satisfaire un critère de minimisation de la facture électrique. Cette méthode a permis d'obtenir des temps de calcul moins importants que ceux de la programmation dynamique mais relève des difficultés de mise en œuvre pratique dû à des problèmes de convergence liés à l'initialisation et à un paramétrage expert qui est nécessaire. Également, la méthode est très sensible à la contrainte minimale de température qui est considérée comme une contrainte dure (il est interdit d'atteindre la température minimale). L'approche adoptée dans ces travaux de thèse a pour objectif d'être simple d'application et de réduire de manière significative les temps de calcul.

La modélisation monozone est suffisante pour des bâtiments à usage homogène, mais cette hypothèse n'est plus valable lorsqu'un bâtiment plus complexe est considéré. En effet, les sollicitations et en particulier les apports vont différer d'une zone à une autre (en fonction de l'orientation et des masques pour les apports solaires, des usages pour les apports internes...). Une modélisation plus fine est alors nécessaire afin de prendre en compte ces apports ainsi que les échanges thermiques entre différentes zones du bâtiment. Frapin (2018) développe une approche de décomposition-coordination (schéma distribué) dans le cadre de la gestion optimale du chauffage à l'échelle multizone. La stratégie opère un contrôle optimal de chaque zone en parallèle pour ensuite, lors de l'étape de coordination, considérer les différents couplages entre les zones à travers les transferts thermiques et le partage de ressource (la puissance totale de la chaufferie étant limitée). La méthode étant la même que Robillart (2019), le paramétrage expert et sa sensibilité à l'initialisation ainsi que son temps de calcul continuent à pénaliser la méthode dans une perspective d'implémentation pratique. La commande prédictive est également employée pour la gestion coordonnée d'un système CVC à l'échelle multizone pour la réduction des coûts d'exploitation du bâtiment par Darure et al. (2018). Il en est de même pour Ma et al. (2022) qui introduit la notion de priorité d'usage afin de gérer les problèmes de partage de ressource entre les différentes zones.

La seconde caractérisation intègre le couplage de deux systèmes ou plus pour la gestion optimale. La commande prédictive multisystème peut combiner un modèle d'enveloppe de bâtiment à un modèle d'équipement de chauffage ou de climatisation. L'utilisation de schéma distribué ou hiérarchique est alors préconisée du fait du couplage de dynamiques qui n'ont pas forcément les mêmes échelles de temps (Cupeiro Figueroa et al., 2020). Seulement ces méthodes sont coûteuses en temps de calcul et nécessitent des ressources informatiques importantes. L'étude relève tout de même l'intéressante perspective de la considération de différentes échelles de temps (stockage passif et géothermique) et le couplage à une pompe à chaleur. Cet aspect n'est pas traité dans ces travaux. L'optimisation multisystème peut également inclure un ensemble de bâtiments nécessitant une optimisation qui coordonne les effets dynamiques (Lefebure et al., 2022). Le couplage entre les bâtiments est considéré à travers un échange d'information lié à des prix virtuels d'électricité

déterminés en fonction des besoins énergétiques et contraintes de chacun. L'objectif étant de minimiser la consommation énergétique globale et d'optimiser la gestion au travers d'un *energy hub* (unité de gestion intégrant différents ressources énergétiques - productions et consommations). La coordination entre bâtiments peut également concerner de moyens de stockage couplés à un système de chauffage partagé (Rastegarpour et al., 2020). La troisième caractérisation combine le processus de génération locale et les stockages actifs. La digitalisation de la gestion des consommations permettrait, en plus de la réduction du bilan énergétique, économique et environnemental du bâtiment, une meilleure mutualisation des énergies renouvelables. Mais l'intermittence de ces dernières est source de tension sur le réseau électrique. La de gestion des flux énergétiques au sein des bâtiments incluant une production renouvelable peut alors être utile afin d'alléger la tension sur le réseau électrique. Les productions renouvelables peuvent également être consommées dans d'autres bâtiments, par exemple dans le cadre d'une autoconsommation collective.

Une étude des potentiels de flexibilité du réseau électrique dans quatre pays européens a été effectuée par Mata et al. (2020) qui estiment que l'adoption de mesures de gestion énergétique pourrait réduire les émissions liées aux consommations du bâtiment de 10 MtCO₂, et avec le déploiement et la gestion d'énergies renouvelables ce chiffre s'élève à 24 MtCO₂. Evidemment, ces potentiels sont dépendants du mix électrique et de l'intensité carbone du pays considéré mais c'est tout de même un constat intéressant qui offre une visualisation de l'impact qu'une stratégie de gestion peut avoir au-delà de la réduction des coûts et de l'amélioration du confort.

Le stockage a été identifié comme source de flexibilité qui facilite le déploiement des EnR. Thieblemont et al. (2017) considèrent que l'intégration des énergies renouvelables dans une stratégie de gestion doit être faite en présence de système de stockage. Les références citées couplent majoritairement la production renouvelable locale à un stockage, qu'il soit électrique avec des batteries ou thermique avec des ballons d'eau chaude ou autres. Même les véhicules électriques peuvent servir de stockage afin de réduire les consommations de pointe. Les énergies renouvelables peuvent également être couplées à un système de chauffage ou de climatisation tel qu'une pompe à chaleur ce qui permettrait d'en réduire la consommation. Par ailleurs, la question de l'impact environnemental lié aux batteries remet en question ces pratiques. Dans le cadre de cette thèse, le stockage actif dans les batteries n'est pas pris en compte. En effet, une étude approfondie serait nécessaire en terme d'impacts sur le cycle de vie des batteries en intégrant leur intérêt pour la gestion mais aussi leur fabrication.

Les applications de gestion optimale intégrant une production renouvelable sont diverses et variées. Pichler et al. (2017) proposent une optimisation d'un système composé d'une maison individuelle, d'une pompe à chaleur et d'une génération photovoltaïque connectée au réseau. La méthode a été développée pour pallier la demande d'électricité de la PAC pendant les périodes de pointe en maximisant l'autoconsommation du PV. Cette étude montre qu'il est possible d'augmenter de 20 % à 50 % la consommation du PV par la pompe à chaleur, d'opérer un effacement des pointes et potentiellement d'éviter le risque de congestion du réseau grâce à l'exploitation d'EnR. Ce risque n'est pas avéré et nécessiterait une étude approfondie à l'échelle territoriale voire nationale. Rezaei et Dagdougui (2020) proposent une approche de la commande prédictive pour l'optimisation à l'échelle d'un ensemble d'appartements dans un bâtiment résidentiel. Le système énergétique

employé inclut les unités de logement, une production locale photovoltaïque partagée, un système de stockage et des véhicules électriques. L'objectif de l'étude a été la réduction du coût de la facture électrique de l'ensemble du bâtiment en régulant les systèmes CVC dans chaque unité. Une structure tarifaire du coût a été employée dans la considération des échanges d'énergie entre réseau et bâtiment résultant en un stockage de l'énergie générée localement ou à la revente selon le tarif. Pendant les périodes creuses, la stratégie consiste à augmenter la température intérieure afin de pallier le besoin pendant les heures de pointe. Concernant l'intégration des véhicules électriques la stratégie a été de les recharger pendant les heures creuses ou en cas de surplus de production solaire, pour ensuite les décharger quand le besoin se manifeste.

Une commande prédictive d'un système énergétique résidentiel complexe incluant une production photovoltaïque locale, un stockage par batteries, des stockages thermiques (pour le chauffage et l'ECS) et une pompe à chaleur (PAC) à air a été présentée par Kuboth et al. (2019). Deux approches de commande prédictive ont été développées dans le but d'opérer une régulation simultanée du chauffage, de l'eau chaude sanitaire (ECS) et du stockage par les batteries. Les limitations ici portent sur le respect des contraintes et la convergence des algorithmes employés vers les solutions optimales.

Fachrizal et Munkhammar (2020) étudient une approche de contrôle couplant une génération renouvelable locale (panneaux solaires thermique et photovoltaïque) et des systèmes de stockage d'énergie (ballon d'eau et batterie électrique) pour optimiser trois critères : la consommation d'énergie externe (à travers le réseau), le coût et l'impact environnemental de la consommation. L'algorithme génétique est utilisé pour déterminer la meilleure stratégie d'utilisation des sources d'énergie afin d'assurer la fourniture de la demande thermique et électrique. La multiplication des objectifs complexifie le problème, une simplification de la formulation de la fonction objectif peut être proposée. L'utilisation d'un unique objectif qui permettent de considérer les tarifs de l'électricité, les impacts environnementaux de la production ainsi que la contribution de la production renouvelable (à coût nul ou négatif). Ce type d'objectif est considéré dans ces travaux.

Par ailleurs, l'intégration d'EnR peut également être utilisée dans d'autres configurations. Bashash (2018) propose une coordination des systèmes de CVC, qui interagissent, en vue d'une optimisation du coût de l'énergie au sein du même bâtiment. La programmation dynamique est employée pour générer des trajectoires optimales. L'optimisation du coût lié au système de climatisation couplé à un réfrigérateur en présence d'une EnR locale est étudiée. L'optimisation désynchronise ces charges afin de maximiser l'utilisation de l'énergie solaire produite localement et ainsi de minimiser le coût.

Löhr et al.(2021) emploient la commande prédictive comme contrôleur de supervision pour un système incluant une PAC, une production PV, un stockage par batterie et un stockage thermique utilisant des matériaux à changement de phase. L'étude cherche à réguler les flux énergétiques afin d'améliorer le confort et de maximiser l'autoconsommation de l'énergie solaire. Le MPC exploite l'augmentation de la capacité thermique du stockage en augmentant la consommation de l'énergie localement disponible ce qui réduit les consommations.

Sevilla et al. (2015) mettent également en place un MPC afin de maximiser l'autoconsommation. Le système est composé d'un bâtiment, d'une production PV et d'un stockage par batterie. L'étude considère dans son modèle dynamique la production PV, le chargement des batteries et la puissance fournie par du stockage pour les charges du bâtiment. Il s'agit de trouver la stratégie qui minimise la consommation à partir du réseau électrique lorsque les coûts sont élevés et qui optimise le chargement des batteries. Il est important de noter qu'un système de stockage peut avoir des coûts d'investissement (économiques et environnementaux) initiaux et nécessiter une maintenance régulière.

5.3. Conclusion sur la commande prédictive à différentes échelles

Qu'il s'agisse d'une stratégie de gestion combinant les interactions à l'échelle d'un bâtiment ou entre des systèmes : bâtiments et équipements ou bâtiment et génération locale avec stockage actif, le problème d'optimisation peut rapidement devenir complexe. Cela impose des ressources informatiques importantes du fait du nombre de variables d'optimisation et les dynamiques à considérer et impacte significativement les temps de calcul.

L'état de l'art permet d'identifier la commande prédictive distribuée comme étant la technique de contrôle privilégiée pour les stratégies multizone ou multi-système. Celle-ci consiste à résoudre un problème d'optimisation en succession de sous-problèmes tout en prenant en compte les interactions grâce à un échange d'information. Elle est souvent comparée à la commande prédictive centralisée (plus gourmande en temps de calcul) car celle-ci offre un optimum global et permet la validation de la méthode distribuée.

Il est nécessaire dans un premier temps, de développer une méthode de résolution du problème d'optimisation à l'échelle du bâtiment qui soit facile d'implémentation avec des temps de calcul rapides. Cela est primordial dans la perspective d'application à plus grande échelle intégrant différents systèmes (production locale, équipement...). Le développement de cette méthode se base sur l'utilisation d'un modèle physique de bâtiment ce qui permet d'assurer la fiabilité des résultats par rapport à des modèles simplifiés qui sont couramment utilisés pour réduire le temps de calcul. En vue de préserver la fiabilité des résultats et décrire de manière fidèle la dynamique du bâtiment, la réduction par réalisation équilibrée du modèle est adoptée afin de répondre à la problématique de la réduction du temps de calcul. Le premier défi de cette thèse porte ainsi sur la proposition d'une méthode innovante de résolution du problème de la commande optimale en associant les deux principes théoriques de Bellman et de Pontriaguine. Cette association permet de proposer une méthode de résolution facile et simple d'implémentation visant à assurer le respect des contraintes et l'optimalité de la solution.

Dans un second temps, il est particulièrement important d'intégrer les erreurs de prévisions dans une stratégie de gestion optimale pour son déploiement opérationnel. Certains développements dans la littérature s'affranchissent de cette étape ce qui peut remettre en cause la précision de la solution et sa robustesse aux imprévus. Dans cette optique, la commande prédictive permet de mettre en

œuvre un processus qui prend en compte les erreurs de modélisation, de prévisions météorologiques et d'occupation. Cette thèse met à profit les caractéristiques de la commande prédictive en vue de garantir la robustesse de la méthode développée.

Enfin, le dernier défi de cette thèse concerne l'adaptabilité de la méthode à différents cas d'étude. Et particulièrement, l'application multi-bâtiment qui est abordée incluant une production photovoltaïque. Le critère sur le temps de calcul continue à être une des priorités, avec l'optimalité de la solution et la robustesse de la méthode.

6. Conclusion de l'état de l'art

Dans ce chapitre a été présenté un état de l'art sur la gestion énergétique optimale du bâtiment. Une bonne gestion nécessite la compréhension des défis énergétiques et environnementaux. Ainsi, il ne suffit plus de moins consommer en moyenne annuelle pour réduire les impacts et atteindre les objectifs de la transition. Une méthode dynamique et multicritère est nécessaire.

La commande prédictive semble prometteuse dans le secteur du bâtiment et voit sa popularité augmentée dans la littérature. Elle permet de répondre à différents objectifs : l'amélioration du confort thermique, l'optimisation de la consommation énergétique, l'effacement des pointes, la minimisation du coût de l'énergie et des émissions de CO₂ et la mutualisation des énergies renouvelables. Elle offre également une grande capacité d'adaptation pour la résolution du problème d'optimisation en fonction des systèmes énergétiques choisis et de l'échelle d'application. À grande échelle les objectifs d'optimisation peuvent être multiples et dépendent des systèmes intégrés dans les stratégies de régulation.

La gestion de la demande à l'échelle du bâtiment ne peut pas répondre à elle seule aux objectifs fixés par la transition énergétique : elle ne peut intervenir qu'en complément d'actions de rénovation, portant en particulier sur l'isolation thermique et le choix des équipements. Elle doit aussi être complétée par des analyses à plus large échelle. Par exemple, l'application des stratégies d'effacement (étudiées et établies pour des petits systèmes) à grande échelle peut augmenter le risque de congestion et d'apparition de nouveaux pics de consommations.

La recherche bibliographique a alors permis le positionnement du sujet et la détermination des objectifs et verrous scientifiques de ces travaux. La recherche d'un processus d'optimisation fiable et peu coûteux en temps de calcul s'avère être un sujet encore largement ouvert. La contribution de cette thèse concerne principalement trois aspects : l'usage d'un modèle réduit de simulation multizone, l'association des principes du minimum de Pontriaguine et d'optimalité de Bellman, et la prise en compte d'erreurs de prévision.

Ce travail de thèse prévoit ainsi d'élaborer une méthode de contrôle prédictif basée sur le modèle de simulation thermique du bâtiment COMFIE (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1994), rapide, fiable, et validé expérimentalement. Le principe de la commande optimale, compatible avec la formulation de COMFIE, sera employé. Afin de simplifier ce développement dans une première étape, le chauffage électrique, couvrant 30 % du parc résidentiel en France, est étudié comme variable de commande à optimiser pour atteindre les différents objectifs économique, énergétique, et

environnementaux. Enfin, la minimisation du temps de calcul sera au cœur du développement de la nouvelle approche. Pour cette raison, l'optimisation se fera sur un modèle réduit du bâtiment, les différences avec le modèle complet seront prises en compte en phase de simulation. En ce qui concerne les stratégies multizones et multi-bâtiments, la gestion se fera suivant le schéma distribué au niveau de chaque zone thermique en intégrant les différentes interactions et échanges. L'étude de stratégies de gestion incluant des erreurs de prévisions en temps réel sera appliquée sur un cas d'étude, cela implique l'utilisation de modèles de perturbations (prévisions météo et d'occupation) au lieu de l'application de modèles déterministes.

L'intégration des énergies renouvelables représente un verrou scientifique supplémentaire de cette thèse en terme de gestion à l'échelle du quartier. La gestion de la consommation de la production locale est majoritairement traitée sous l'angle de l'autoconsommation à l'échelle du *microgrid*. Or il est important de traiter le partage de la ressource et la mutualiser à l'échelle d'un quartier. La production renouvelable locale sera introduite comme ressource à l'échelle de l'îlot dans la stratégie gestion optimale du chauffage. L'interaction entre cette dernière et le réseau électrique n'est pas pris en compte dans le cadre de cette étude.

Chapitre 2. Modèles, outils et méthodes nécessaires à la commande prédictive

Sommaire

1.	Introduction.....	48
2.	Le modèle thermique dynamique du bâtiment.....	48
2.1.	COMFIE	49
2.2.	La réduction par réalisation équilibrée	53
3.	Modèles de prévisions.....	56
3.1.	Climat	56
3.2.	Occupation.....	57
4.	Méthode de contrôle optimal de référence.....	58
4.1.	Le contrôle optimal monozone	58
4.2.	Le contrôle optimal multizone.....	63
5.	Retour d'état de la commande prédictive	66
5.1.	Estimation de l'état : observateur asymptotique.....	67
5.2.	Suivi de trajectoire : le régulateur PI	69
6.	Conclusion	70

1. Introduction

L'objectif de la thèse est de développer une méthode de résolution de la commande optimale pour la régulation du chauffage électrique dans le but de minimiser les coûts de sa consommation. Cette méthode sera introduite dans un prochain chapitre. Les modèles et outils nécessaires au développement de la stratégie de gestion optimale sont le sujet de ce deuxième chapitre.

La commande prédictive nécessite un modèle thermique dynamique sur lequel elle se base pour établir des stratégies de régulation dans le bâtiment. Il est impératif de disposer d'un modèle qui soit précis, fiable avec des temps de calcul acceptables. Le moteur de calcul COMFIE est alors introduit. Dans le cadre de la régulation pour la minimisation du coût du chauffage, une réduction du modèle est nécessaire afin de proposer une méthode de résolution qui soit d'autant plus rapide en terme de temps de calcul. La réduction par réalisation équilibrée est sélectionnée à cet effet.

Les données d'entrée du modèle thermique dynamique du bâtiment incluent des données météorologiques et d'occupation considérés comme sollicitations. Ces données sont nécessaires pour la détermination de la stratégie de régulation du chauffage car elles sont utilisées pour prédire l'évolution des températures. Il est alors primordial de savoir les prévoir en minimisant les erreurs car les incertitudes liées à leurs prévisions impactent la performance de la commande prédictive.

Les méthodes et algorithmes de résolution du problème de la commande optimale sont exposés. L'algorithme développé par Malisani (2012), utilisant les méthodes de pénalisation pour la gestion optimale du chauffage, est utilisé pour la validation de ces travaux. L'algorithme a été appliqué à l'échelle monozone par Robillart (2015) et adaptée à l'échelle multizone par Frapin (2018). Les étapes de résolution seront détaillées pour chaque configuration.

L'algorithme de résolution du problème de la commande optimale décrit la planification de la trajectoire dans le schéma de fonctionnement de la commande prédictive. Pour rappel, celle-ci consiste à établir une stratégie en répétant le calcul de la commande optimale sur un horizon glissant. Afin de compléter le calcul en boucle fermée, il est nécessaire d'intégrer des outils de retour d'état : l'observateur asymptotique et le régulateur. Leurs rôles consistent en l'estimation de l'état réel du bâtiment et le suivi de trajectoire. Ils permettent de prendre en considération les erreurs de modélisation, d'observation et de prévisions des données d'entrée du modèle de bâtiment.

2. Le modèle thermique dynamique du bâtiment

Pleiades est un logiciel de simulation énergétique du bâtiment, développé par l'éditeur de logiciel IZUBA Energies, c'est un outil d'aide à la décision utilisé pour des calculs de Simulation Thermique Dynamique (STD), d'Analyse de Cycle de Vie (ACV), de dimensionnement d'équipement, d'optimisation paramétrique des choix de conception ainsi que pour des calculs réglementaires en conformité aux exigences des réglementations thermique et environnementale. L'interface intègre plusieurs fonctionnalités de préparation de données dont : une bibliothèque d'objets (base de données sur les matériaux, vitrages, scénarios d'occupation, systèmes...), un modeleur graphique pour

dessiner le bâtiment et affecter les différents objets ainsi que les zones thermiques, une interface d'édition permettant également de lancer des calculs avancés (variations paramétriques, calcul de consommations avec système...), et une interface dédiée aux résultats.

Le moteur de Calcul d'Ouvrages Multizones Fixés à une Interface Experte (COMFIE), développé en 1990 par le CES de Mines ParisTech, est intégré à Pleiades en tant que module STD. Il permet de décrire le comportement thermique d'un bâtiment en fonctions des caractéristiques de l'enveloppe (géométrie, composition, orientations...), des zones (consignes, scénarios d'usage...) et des sollicitations auxquels il est exposé (météo, apports internes, échanges entre zones). COMFIE se base sur le concept de zone thermique pour modéliser le bâtiment et créer un système d'équations différentielles régissant les transferts thermiques à l'échelle de chaque zone. COMFIE résout ensuite le système d'équations différentielles généré et effectue des calculs de températures, de besoin de chauffage et de rafraîchissement, mais aussi d'indicateurs de confort. Il a été développé pour produire des résultats précis et sensibles aux changements de paramètres.

La description du moteur de calcul COMFIE est exposé dans le prochain paragraphe détaillant la création et la résolution du modèle thermique du bâtiment en passant par la structure des données et la description des systèmes matriciels et enfin la simulation.

2.1. COMFIE

2.1.1. La structure des données

La structure des données de COMFIE décrivant le bâtiment est basée sur la notion d'objet illustrée dans la Figure 2.1. Plusieurs classes d'objets existent dont l'ensemble permet de décrire le bâtiment afin de simuler son comportement (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1990).

La classe des matériaux est définie par les propriétés physiques (densité, conductivité, chaleur massique) qui sont supposées uniformes et homogènes. Les vitrages sont décrits par leurs coefficients de transmission U et leurs propriétés optiques. Les masques proches et lointains sont définis par leurs formes géométriques et les ponts thermiques sont décrits grâce à des coefficients de transmission. Le reste des classes inclut : les compositions, les parois, les états de surface, les occultations, les plantations, le sol, le vent, les occupants, les équipements, les aérations et les zones.

Une zone thermique est une partie du bâtiment considérée comme ayant une température homogène. Des scénarios lui sont associés pour décrire l'occupation ainsi que les apports internes correspondant aux différents usages, les consignes de température à respecter et de ventilation. Le volume et le système de chauffage sont également des éléments entrant dans la modélisation d'une zone. Les parois de zone séparent les différentes zones thermiques du bâtiment ainsi que l'extérieur. Elles sont caractérisées par une paroi, dont une superposition de matériaux avec différentes épaisseurs constitue la composition. La classe des parois décrit leurs inclinaisons, orientations, compositions et les états de surface. Les parois extérieures sont décrites par leurs albédos, ombrages, ponts thermiques et fenêtres. Le zonage (découpage en zones) d'un bâtiment peut prendre en compte par exemple l'étage, l'orientation, l'usage des différentes pièces.

Le bâtiment est l'objet le plus complexe de la structure rassemblant toutes les classes d'objet le constituant. Sa localisation permet de décrire les données météorologiques et donc les sollicitations extérieures auxquelles il est sujet.

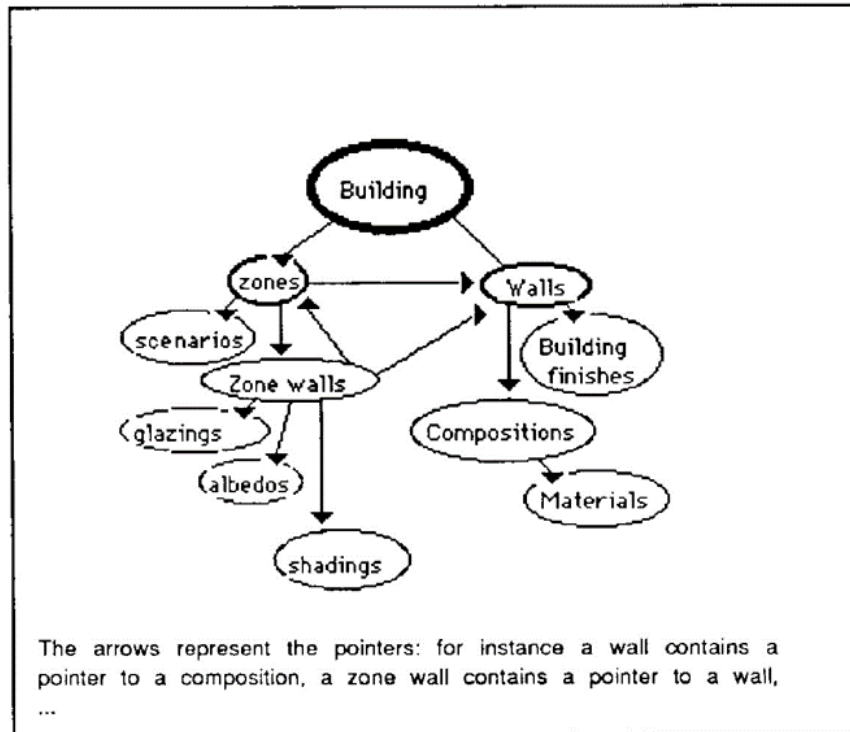


Figure 2.1 : Structure des données d'un bâtiment (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1990)

2.1.2. Description du système matriciel

Les parois (murs, planchers, toitures) sont divisées en mailles (le nombre de mailles dépend de la capacité thermique) : les murs fins sont modélisés en une maille unique décrite par une capacité thermique. Il en est de même pour l'air, le mobilier et les cloisons. Les murs épais sont maillés en des épaisseurs définies par une suite géométrique (afin de prendre en compte l'influence croissante des couches proches de l'ambiance intérieure). Un maillage approprié améliore la précision des résultats. Les isolants sont pris en compte à travers leurs résistances thermiques (pas de maille).

COMFIE procède à une discrétisation en mailles de températures uniformes, pour ensuite appliquer des bilans thermiques au niveau de chaque maille :

$$C_{maille} \frac{dT_{maille}}{dt} = Gains - Pertes \quad (2.1)$$

- C_{maille} est la capacité thermique de la maille.
- T_{maille} sa température.
- Les gains incluent les apports solaires, les apports internes et la puissance de chauffage ou de refroidissement selon les mailles.
- Les pertes sont liés aux échanges thermiques par conduction, convection et rayonnement, et le renouvellement d'air selon les mailles.

Un système d'équations différentielles est écrit pour chaque zone, décrivant les échanges thermiques par conduction, convection et rayonnement entre les différentes mailles et entre les mailles et l'extérieur. Le système matriciel correspondant est le suivant :

$$\begin{cases} C.\dot{T} = A.T + E.U \\ Y = J.T + G.U \end{cases} \quad (2.2)$$

- T est le champ de températures.
- U est le vecteur de sollicitations.
- C est la matrice diagonale des capacités thermiques.
- A est la matrice contenant les termes d'échange entre mailles.
- E est la matrice contenant les termes d'échange entre mailles et sollicitations.
- Y est le vecteur de sorties.
- J relie les sorties aux températures.
- G relie les sorties aux sollicitations.

Les transferts de chaleur radiatifs au sein d'une zone sont linéarisés et combinés avec les transferts par convection à travers un coefficient équivalent global. Les sorties représentent les températures d'air des zones, et des températures adjacentes constituant des conditions aux limites des zones contiguës. La température extérieure, le rayonnement solaire et la puissance de chauffage ou de rafraichissement sont considérés comme des sollicitations. Tous les phénomènes variables (par exemple stores) ou non linéaires (par exemple mouvements d'air) sont également pris en compte dans le vecteur de sollicitations.

Après avoir établi le système matriciel (2.2), le modèle est réduit par analyse modale. Cela permet de le simplifier et de diminuer le temps de calcul pendant la phase de simulation. La méthode modale permet d'évaluer la réponse dynamique du système thermique face aux sollicitations par la décomposition du système en modes propres. Le champ de température T est décomposé en un terme en régime permanent et un terme dynamique. Le système dynamique est diagonalisé et un changement de base est opéré. Les valeurs et vecteurs propres intrinsèques au bâtiment, à partir desquelles sont déduites les constantes de temps, sont calculées. Les constantes de temps sont ordonnées par ordre croissant dans le nouveau système d'état. La plus grande constante de temps est une mesure de l'inertie du bâtiment, elle permet de donner une indication concernant la capacité du bâtiment à maintenir une température intérieure stable. Les plus petites constantes de temps sont supprimées du système dynamique car elles s'approchent du régime permanent sur un pas de temps de simulation. Les vecteurs propres prépondérants sont alors sélectionnés : plusieurs valeurs propres sont supprimées et quelques modes conservés ce qui réduit l'ordre du modèle. L'ordre de réduction par défaut est défini à $N=10$. En effet, une seule maille suffit pour l'estimation des besoins énergétiques sur de longues périodes et trois à six pour des estimations dynamiques sur des périodes plus courtes (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1990).

Le couplage entre zones prend effet après la réduction des modèles zonaux. Le système matriciel global est alors établi pour le modèle multizone. Les sollicitations sont scindées en sollicitations externes et internes et en variables de couplage. Certaines sollicitations externes telle que la température extérieure sont communes à plusieurs zones, elles sont alors réarrangées. Un exemple de schéma de maillage dans le cas du couplage entre deux zones contiguës est illustré dans la Figure

2.2. En effet, la zone considérée est divisée en trois mailles et un bilan thermique est établi pour chacune d'entre elles pour générer le modèle associé. Il en est de même pour la génération du modèle de la zone adjacente. La paroi intermédiaire est prise en compte dans la dynamique de chacune des zones, le couplage intervient alors en considérant les échanges thermiques à travers celle-ci.

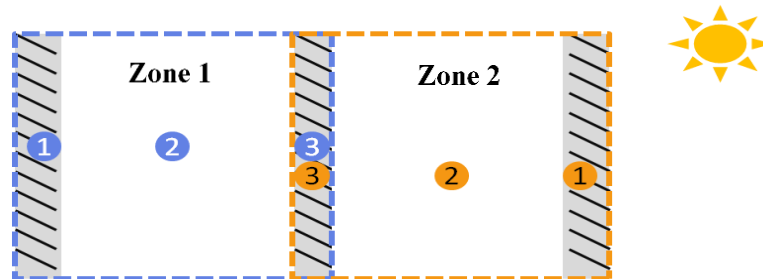


Figure 2.2: Schéma de modélisation multizone, adaptée de (Frapin, 2018)

Le système associé à chaque zone devient alors :

$$\begin{cases} \dot{T}_i = A_i \cdot T_i + B_i \cdot U_i \\ Y_i = C_i \cdot T_i + D_i \cdot U_i \end{cases} \quad (2.3)$$

- Le Tableau 2.1 récapitule les matrices du système et détermine les dimensions associées : m_i est le nombre de mailles de la zone i , s_i le nombre de sollicitations et z_i le nombre de zones adjacentes.

Tableau 2.1 : Définitions des matrices du système d'équation (2.3)

Notation	Définition	Dimension
T	Champ de températures	$(m_i \times 1)$
U	Vecteur de sollicitations	$(s_i \times 1)$
Y	Vecteur de sorties	$(z_i + 1 \times 1)$
A	Matrice des termes d'échanges entre les mailles multipliée par l'inverse de la matrice des capacités	$(m_i \times m_i)$
B	Matrice des termes d'échanges entre mailles et sollicitations multipliée par l'inverse de la matrice des capacités	$(m_i \times s_i)$
C	Matrice reliant les sorties aux températures	$(z_i + 1 \times m_i)$
D	Matrice reliant les sorties aux sollicitations	$(z_i + 1 \times s_i)$

Le vecteur de sorties est alors composé de la température de la zone ainsi que la température adjacente qui représente la variable de couplage. C'est une température équivalente qui prend en compte la température de l'air de la zone adjacente et le rayonnement solaire diffus qui a été transmis à travers la paroi intermédiaire entre la zone adjacente j et la zone considéré i .

$$Y_i = \begin{pmatrix} T_{zone_i} \\ T_{adj_i} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

Il existe dans le modèle couplé trois types de sollicitations : les sollicitations externe, internes et adjacentes :

$$B_i \cdot U_i = B_{u_i} \cdot u_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} T_{adj} \quad (2.5)$$

- u_i est la puissance de chauffage.
- $Soll_i$ sont les sollicitations externes (météo) et internes (occupation) .
- T_{zone_j} est la température de la zone adjacente.

Le modèle thermique couplé et associé à chaque zone se réécrit :

$$\begin{cases} \dot{T}_i = A_i \cdot T_i + B_{u_i} \cdot u_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} T_{adj} \\ Y = C_i \cdot T_i + D_i \cdot U_i \end{cases} \quad (2.6)$$

2.1.3. Simulation

La simulation est assurée par le moteur de calcul COMFIE, à la suite de la création du système d'équations différentielles, une réduction par analyse modale est opérée. La simplification du modèle permet de réduire les temps de calcul tout en conservant sa précision. Les écarts entre le modèle réduit et complet sont infimes, de l'ordre du centième de degrés pour les températures. Une fois le modèle thermique défini, la simulation thermique peut être lancée. Il est toutefois nécessaire de connaître les sollicitations qui s'appliquent sur le bâtiment. Les sollicitations externes incluent les données de température extérieure et de rayonnement. Un module météorologique calcule les différents flux solaires sur chaque paroi du bâtiment ainsi que les flux solaires entrants dans chaque zone à travers les parois vitrées (fenêtres). Les sollicitations internes décrivent les apports de chaleur par les occupants et leurs activités. La simulation permet de calculer l'évolution des températures, de besoin de chauffage et de rafraîchissement, mais aussi des indicateurs de confort.

COMFIE a été sujet de plusieurs campagnes de validation. D'une part, à travers de projets menés au sein de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE), l'outil a été confronté à plusieurs autres outils de simulation dans le cadre du BESTEST (Munaretto, 2014). D'autre part, sa fiabilité a été testée face à des mesures de température d'une maison expérimentale de la plateforme INCAS de l'Institut National de l'Energie Solaire (Recht et al., 2014). Il a également été comparé à d'autres outils de simulation énergétique tels que Energy Plus, TRNSYS et PHPP (Brun et al., 2009).

2.2. *La réduction par réalisation équilibrée*

Le nombre d'équations et la dimension des vecteurs et matrices utilisés dans le modèle thermique dynamique complet de COMFIE pour décrire le bâtiment sont souvent importants. Le système d'équations est simplifié par réduction modale pour la simulation thermique sur Pleiades+COMFIE. Le critère de la réduction repose sur la conservation des constantes de temps les plus grandes qui décrivent fidèlement le comportement du bâtiment.

De même que pour la simulation thermique dynamique, les algorithmes d'optimisation (solveurs) utilisés pour résoudre le problème de la commande prédictive nécessitent des tailles de modèles thermiques raisonnables pour économiser en temps de calcul. Dans ce contexte, la littérature préconise d'utiliser des modèles équilibrés car ils offrent des propriétés de commande essentielles pour la détermination des stratégies optimales.

Ainsi le modèle thermique de COMFIE à la suite de l'établissement des systèmes d'équations différentielles est récupéré pour opérer une réduction par réalisation équilibrée. Il est important de préciser qu'il s'agit de réduire le modèle COMFIE complet, et non le modèle réduit par analyse modale (utilisé pour la simulation dynamique dans la version standard commercialisée). La réduction

par réalisation équilibrée du modèle thermique du bâtiment se base la conservation des propriétés de commandabilité et d'observabilité introduites dans le paragraphe §2.2.2 et §2.2.3.

2.2.1. Representation d'état

Soit un système linéaire invariant (instationnaire) d'ordre n sous la formulation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x} = A x(t) + B u(t) \\ y = C x(t) + D u(t) \end{cases}; \quad x(0) = x_0 \quad (2.7)$$

- La matrice A ($n \times n$) associée à l'état $x \in \mathbb{R}^n$.
- La matrice B ($m \times n$) associée à la commande $u \in \mathbb{R}^m$.
- La matrice C ($p \times n$) reliant l'état à la sortie $y \in \mathbb{R}^p$.
- La matrice D ($p \times m$) reliant la commande à la sortie $y \in \mathbb{R}^p$.

Ce système d'état sera utilisé pour décrire le modèle du bâtiment. Le système (2.3) peut être représenté avec la formulation d'état x qui représente pour le modèle complet COMFIE le vecteur des températures.

Pour un système monozone, la sortie du modèle est unique décrivant la température de la zone considérée, la matrice D est alors nulle. Pour un système multizone, la sortie du modèle est double : la température de la zone et la température adjacente qui est utilisée comme entrée dans le modèle de la zone contiguë. La matrice D décrit alors la contribution directe du rayonnement sur la zone adjacente.

2.2.2. Commandabilité

Un système est dit commandable s'il existe une commande sur un intervalle de temps fini $[t_1, t_2]$ qui permet de passer d'un état initial $x(t_1) = x_1$ à un état désiré $x(t_2) = x_2$ (Petit et Rouchon, 2019). La matrice de commandabilité est définie par : $\chi_c = (B, AB, \dots, A^{n-1}B)$. Un système est commandable si et seulement si la matrice de commandabilité est du même *rang* $n = \dim(x)$ que l'état, c'est le critère de commandabilité de Kalman qui permet de dire que (A, B) est commandable. La commandabilité peut aussi être définie en calculant le grammien de commandabilité :

$$W_c = \int_0^\infty e^{tA} B B^T e^{tA^T} dt \quad (2.8)$$

Le système est commandable si et seulement si W_c est défini positif.

2.2.3. Observabilité

Un système est dit observable si à n'importe quel instant t_1 l'état initial peut être décrit $x(t_0) = x_0$ à partir de la commande u et de la sortie y définies dans l'intervalle de temps $[0, t_1]$

(Petit et Rouchon, 2019). La matrice d'observabilité est définie par : $\chi_o = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix}$

De la même manière qu'avant, un système est dit observable si et seulement si la matrice d'observabilité est du même $\text{rang } n = \dim(x)$ que l'état, c'est le critère d'observabilité de Kalman. Le grammien d'observabilité peut être calculé :

$$W_c = \int_0^{\infty} e^{tA^T} C^T C e^{tA} dt \quad (2.9)$$

Ainsi le système est observable si et seulement si W_c est défini positif.

2.2.4. Principe de la réalisation équilibrée

La réalisation équilibrée permet de transformer le système de manière à équilibrer les degrés d'observabilité et de commandabilité (Moore, 1981). Le degré représente ici le nombre de modes observables et/ou commandables. En effet, afin d'obtenir un modèle réduit il est nécessaire de supprimer les états ayant de faibles degrés de commandabilité et d'observabilité. Toutefois, il peut arriver qu'un état ait un degré de commandabilité important mais un degré d'observabilité faible (et vice-versa). Il est alors nécessaire de trouver un compromis qui permet d'équilibrer le système de manière optimale. Cela est possible en changeant de base :

$$x(t) = P\tilde{x}(t) \quad (2.10)$$

P est la matrice de passage de l'état réel à l'état équilibré ; le calcul est détaillé dans Laub et al. (1987). Cette transformation d'état est introduite de telle sorte que les nouveaux grammien de commandabilité et d'observabilité \tilde{W}_c et \tilde{W}_o , associés au nouvel état \tilde{x} , soient égaux à la matrice de Hankel :

$$\tilde{W}_c = \tilde{W}_o = \Sigma \quad (2.11)$$

Σ est une matrice diagonale contenant les valeurs singulières de Henkel. La nouvelle représentation équilibrée du système inclut les nouvelles matrices : $\tilde{A} = P^{-1}AP$, $\tilde{B} = P^{-1}B$, $\tilde{C} = CP$.

2.2.5. La réduction par réalisation équilibrée

La réduction par réalisation équilibrée consiste à éliminer les états associés aux petites valeurs singulières de Hankel ayant de faibles degrés de commandabilité et d'observabilité. La matrice de Hankel est tronquée de façon à obtenir une matrice diagonale dont le premier élément contient une matrice carrée d'ordre k , qui représente l'ordre de réduction souhaité, avec les plus grandes valeurs de Henkel.

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & \Sigma_2 \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

$\Sigma_1 \in \mathbb{R}^{k \times k}$ et $\Sigma_2 \in \mathbb{R}^{(n-k) \times (n-k)}$.

Le système équilibré complet est :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}}(t) = \begin{pmatrix} \tilde{A}_{11} & \tilde{A}_{12} \\ \tilde{A}_{21} & \tilde{A}_{22} \end{pmatrix} \tilde{x}(t) + \begin{pmatrix} \tilde{B}_1 \\ \tilde{B}_2 \end{pmatrix} u(t) \\ \tilde{y}(t) = (\tilde{C}_1 \quad \tilde{C}_2) \tilde{x}(t) \end{cases} \quad (2.13)$$

Le système équilibré réduit après troncature devient :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}}(t) = \tilde{A}_{11} \tilde{x}(t) + \tilde{B}_1 u(t) \\ \tilde{y}(t) = \tilde{C}_1 \tilde{x}(t) \end{cases} \quad (2.14)$$

$\tilde{A}_{11} \in \mathbb{R}^{k \times k}$ et $\tilde{B}_1 \in \mathbb{R}^{k \times m}$ et $\tilde{C}_1 \in \mathbb{R}^{p \times k}$.

En pratique, le choix de l'ordre de réduction du modèle est déterminé en fonction du cas d'étude. Les réponses fréquentielles et temporelles peuvent être utilisées pour déterminer l'ordre approprié.

3. Modèles de prévisions

3.1. Climat

Le modèle thermique du bâtiment nécessite de connaître les données météorologiques considérées comme les sollicitations extérieures. La commande prédictive prend donc en compte ces sollicitations, et avec la notion de boucle fermée et de retour d'état il est possible de considérer les changements de prévisions. En effet, la commande prédictive met en œuvre un calcul répété de séquences de commande sur un horizon glissant. L'actualisation du calcul à chaque horizon de contrôle permet de mettre à jour les données météorologiques, la vision sur le futur s'étend ce qui rend possible l'anticipation de phénomènes tels que les vagues de froid. La mise à jour permet également de corriger les prévisions météorologiques qui ne sont pas fixes et dont l'indice de confiance diminue avec l'évolution de l'horizon de prédiction.

La commande prédictive sera considérée dans un premier temps en supposant que les données météorologiques sont parfaitement connues à l'avance. Cela permettra alors d'anticiper la météo future sur l'horizon glissant de la commande prédictive, les écarts entre prévisions et observations étant négligés. Les données météorologiques utilisées dans une première application proviennent de la réglementation RT2012. Ce sont des données types caractérisant un climat typique d'une des huit zones climatiques qu'elle a définies. La météo RT2012 respecte la tendance moyenne d'une localisation et représente les dynamiques d'évolution à court terme, elle est construite selon la norme NF-EN-ISO 15927- 4. Les données sont le résultat d'une étude statistique sur la base des données mesurées entre 1994 et 2008.

Dans un second temps, l'application de la commande prédictive inclura des prévisions météorologiques ainsi que des historiques récoltés en temps réel. Cela permettra de prendre en compte les erreurs de prévisions dans la stratégie ; les données ne seront alors pas parfaitement connues à l'avance. Dans cette optique, une interface de programmation (API) a été mise en œuvre. L'API proposé par Visual Crossing fournit un accès facile et peu coûteux aux informations climatiques pour diverses localisations dans le monde. L'API récupère chaque jour les prévisions

météo pour les quinze prochains jours ainsi que l'historique du jour précédent dans la ville considérée.

Les données historiques disponibles proviennent de stations météorologiques spécifiques au site choisi. Dans le cas où la zone géographique ne compte pas de station, les données sont interpolées et agrégées en se basant sur la proximité des stations aux alentours. Parmi les sources employées de Visual Crossing¹, on peut citer la base de données de surface intégrée (*ISD*) de la *NOAA (La National Oceanic and Atmospheric Administration)*. Celle-ci donne accès aux observations horaires mondiales compilées à partir de plus de 20 000 stations disponibles. Les données de prévisions quant à elles sont issues d'une combinaison de multiples modèles météorologiques pour créer une prévision sur quinze jours. Parmi les modèles utilisés, le *Global Forecast System (GFS)* de la *NCEP (National Centers for Environmental Prediction)* est un modèle global avec une résolution horizontale de base de 28 kilomètres qui génère des données pour des dizaines de variables atmosphériques et terrestres.

3.2. Occupation

Les occupants d'un bâtiment génèrent de la chaleur métabolique et interagissent avec le bâtiment à travers leurs actions tels que le changement de la consigne, l'ouverture de fenêtres etc. Ils influencent les consommations énergétiques (chauffage, éclairage, appareils électriques, ECS...) ainsi que les apports internes en fonction de leurs activités (cuisine, douche, travail...). Tous ces éléments font que l'occupation a un impact non négligeable sur le bâtiment si ce n'est le plus important. Les occupants représentent une source d'incertitude dans la simulation énergétique du bâtiment, souvent à l'origine des principaux écarts entre simulation et mesure in situ. Cet effet est renforcé dans le contexte de la régulation énergétique, car une erreur sur les apports internes induit une sous-optimalité de la stratégie et à terme une augmentation de la facture. Cet effet se manifeste notamment sur les stratégies de régulation qui se basent sur la dynamique du bâtiment et donc sur les apports internes pour planifier par exemple le stockage de chaleur ou l'effacement de consommation.

Deux approches peuvent être employées pour modéliser l'occupation dans un bâtiment. La modélisation déterministe représente la première approche dont l'objectif est d'assurer des conditions de confort qui peuvent être statiques ou adaptatives. Dans ce cas, les données d'occupation et les gains associés sont souvent décrits par des scénarios préétablis par les logiciels de simulation ou définis par l'utilisateur. La seconde approche correspond à une modélisation stochastique qui établit des profils d'occupation à partir de données d'observation et de statistiques en fonction des conditions environnementales (Vorger, 2014). Cette approche permet d'anticiper le comportement des occupants en intégrant une variabilité.

Dans le cadre de la commande prédictive appliquée pour la gestion du chauffage dans un contexte de minimisation du coût, l'occupation est modélisée sous forme de scénarios qui imposent des sollicitations ainsi que des contraintes. En effet, un modèle d'occupation génère des scénarios : d'apports internes liés aux appareils électriques, de chaleur métabolique liée à la présence des

¹ <https://www.visualcrossing.com/resources/documentation/weather-data/weather-data-sources-and-attribution/>

occupants, de ventilation et de protections solaires. Ceux-ci sont considérés comme des sollicitations. Les scénarios de consigne de température sont imposés en tant que contraintes qu'il faut respecter.

En fonction des cas d'étude, la commande prédictive sera employée avec des scénarios déterministes, l'approche stochastique sera également introduite. Utiliser un modèle stochastique implique une commande prédictive stochastique, qui n'est pas le sujet de la thèse. Toutefois, il est possible de générer des profils d'occupation à partir du modèle stochastique et de les appliquer dans le cadre de la commande prédictive afin d'évaluer sa robustesse par rapport à des prévisions d'occupation différentes.

4. Méthode de contrôle optimal de référence

L'application du problème de la commande optimale dans ces travaux concerne la régulation du chauffage électrique. La commande optimale doit permettre de minimiser le coût de sa consommation. La résolution du problème de la commande optimale nécessite de respecter la contrainte de dynamique, les contraintes d'état et de commande. Le principe de Pontriaguine, décrit dans le chapitre précédent, permet de déterminer la commande optimale en utilisant les méthodes de résolution indirectes. Dans sa formulation, la contrainte de commande est prise en compte mais pas la contrainte d'état. Pour cela il est possible d'introduire une méthode de pénalisation qui pondère la contrainte de confort au sein du critère d'optimisation (minimisation du coût de la consommation de chauffage).

Dans cette section, un algorithme de résolution de la commande optimale combinant les méthodes de collocation et de pénalisation, développé par Malisani (2012), est présenté. Celui-ci a été appliqué à la gestion du chauffage à l'échelle monozone par Robillart (2015) et à l'échelle multizone par Frapin (2018) dans le cadre de l'effacement des consommations de pointe en vue de réduire la facture électrique. Cette thèse se base sur ces travaux en tant que référence afin de présenter et valider une nouvelle méthode de résolution de la commande optimale, élaborée dans le but de réduire le temps de calcul.

4.1. Le contrôle optimal monozone

Le problème de la commande optimale monozone appliqué à la régulation du chauffage s'écrit :

$$\min_{u \in U} \left[J(u) = \int_0^{t_f} C_{elec}(t)u(t)dt \right] \quad (2.15)$$

- C_{elec} représente les tarifs de l'électricité.
- u est la commande de chauffage.

La dynamique du bâtiment est décrite par le système :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + B_{soll\ int} d_{soll\ int}(t) + B_{soll\ ext} d_{soll\ ext}(t) \\ Y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.16)$$

- $x(t)$ est l'état du bâtiment.
- $u(t)$ est la variable de commande (chauffage).

- $d(t)$ représente les sollicitations (externes et internes).
- $T(t)$ est la température intérieure de zone.

Les contraintes de température représentent les limites du confort thermique :

$$T_{min} \leq T_{zone}(t) \leq T_{max} \quad \forall t \quad (2.17)$$

Les contraintes de commande représentent les limites du système de chauffage :

$$u_{min} \leq u(t) \leq u_{max} \quad \forall t \quad (2.18)$$

Les méthodes de résolution indirectes se basent sur le principe du minimum de Pontriaguine (§4.5.1 du chapitre précédent). Le principe de Pontriaguine offre une condition nécessaire d'optimalité en transformant la dynamique du système en un « problème aux deux bouts » grâce à l'introduction d'un vecteur adjoint et de l'hamiltonien du système. Un problème aux deux bouts implique une condition initiale sur l'état et une condition finale sur l'état adjoint. Ainsi la trajectoire optimale nécessite de résoudre ce problème aux deux bouts, qui satisfait les deux conditions aux limites, avec une condition de minimum sur l'hamiltonien. Pour cela, la méthode de collocation peut être employée. Celle-ci consiste à découper le problème en un nombre N de point de maillage (discrétisation des équations différentielles). Le système d'équation établi par le principe de Pontriaguine est résolu à chaque nœud du maillage et les valeurs optimales de l'état $x(t)$ et l'état adjoint $p(t)$ sont déterminées. Un ajustement itératif des variables de contrôle (le chauffage dans ce cas) est opéré afin de converger vers la solution optimale minimisant le coût. Le maillage est raffiné automatiquement par le solveur numérique BVP5C² de Matlab afin de trouver le meilleur compromis entre temps de calcul et précision des calculs. Le pas de temps de l'optimisation est ajusté en fonction de l'évolution de la solution.

Afin d'intégrer les contraintes d'état la méthode de collocation basée sur le principe de Pontriaguine est combinée à celle des pénalisations intérieurs (Malisani, 2012), ce qui est expliqué dans le paragraphe ci-dessous.

4.1.1. Les méthodes de pénalisation

Le principe de la pénalisation consiste à pénaliser le non respect de la contrainte dans la fonction de coût, de façon à forcer la solution à respecter cette contrainte. La fonction coût est pénalisée par le moyen d'une fonction barrière qui va faire croître asymptotiquement le coût quand la solution s'approche de la contrainte $g(x(t)) > 0$, cela afin de s'assurer de son respect.

La fonction objectif est reformulée en ajoutant la fonction barrière pondérée par un poids ε :

$$\min_{u \in U} \left[J(u) + \varepsilon \int_0^{t_f} \gamma(g(x(t))) dt \right] ; \varepsilon > 0 \quad (2.19)$$

Les contraintes sont liées aux températures de confort minimale et maximale :

$$g(x) = \begin{cases} Cx(t) - T_{min} \\ T_{max} - Cx(t) \end{cases} \quad (2.20)$$

γ est la fonction de pénalisation approximant la contrainte :

² <https://fr.mathworks.com/help/matlab/ref/bvp5c.html>

$$\gamma(s) \begin{cases} \frac{1}{s^{n+1}} & \text{si } s > 0 \text{ avec } n \in \mathbb{R}^+ \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.21)$$

ε , poids de la fonction de pénalisation, décroît jusqu'à tendre vers 0 afin de s'approcher au plus près de la contrainte de température. Le fonctionnement de la méthode de pénalisation est illustré dans la Figure 2.3. L'algorithme résout ainsi un problème de commande optimale sans contrainte au fur et à mesure que ε décroît jusqu'à s'approcher de la solution du problème avec contrainte.

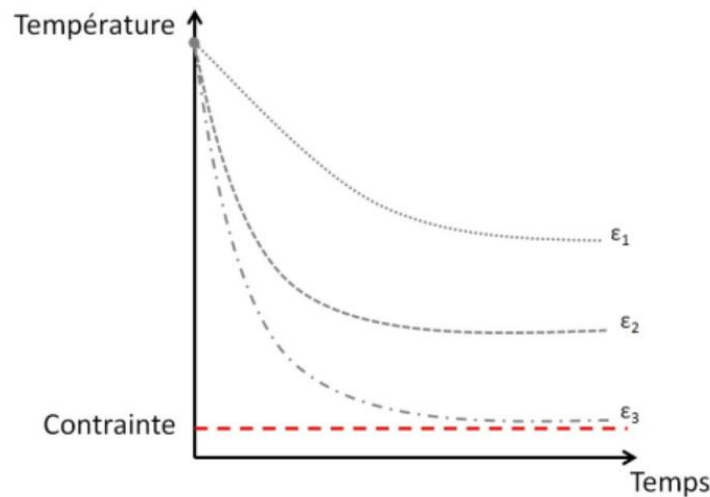


Figure 2.3 : Fonctionnement de la méthode de pénalisation (Robillart, 2015)

Il existe deux contraintes d'état $g(T(t))$ à considérer, ce sont les températures de confort T_{min} et T_{max} . L'objectif d'optimisation (2.15) se réécrit :

$$\min_{u \in U} \left[J(u) + \varepsilon \int_{t_0}^{t_f} [\gamma(Cx(t) - T_{min}) - \gamma(T_{max} - Cx(t))] dt \right] \quad (2.22)$$

Il est important de s'assurer de se positionner sur l'intervalle admissible des contraintes d'état (températures de confort $[T_{min}, T_{max}]$). Pour cela une pénalisation extérieure peut être mise en place en tant qu'initialisation de la pénalisation intérieure. La pénalisation extérieure est différente de la pénalisation intérieure dans sa formulation de la fonction de pénalisation. La fonction γ , pour la pénalisation extérieure, est choisie de manière à ce qu'elle soit nulle sur l'intervalle d'état admissible et positive en dehors, la résolution du problème force la trajectoire à rester dans cet ensemble. Si la solution n'est pas dans l'ensemble, le coût est grand et indique que la solution n'est probablement pas optimale. L'inconvénient dans ce cas réside dans la possibilité de calculer une solution qui ne respecte pas forcément les contraintes. La pénalisation intérieure quant à elle, utilise une formulation de γ qui augmente très fortement le coût dès que la solution s'approche de la contrainte de confort ce qui force son respect et indique la convergence vers la solution optimale.

Il est également possible d'intégrer les contraintes de commande comme pénalisation. Pour cela, une fonction de saturation est introduite afin d'opérer un changement de variable qui permet de formuler le problème sans contrainte de commande :

$$u = \phi(v) \quad (2.23)$$

La fonction de saturation permet de passer d'une variation de u à v grâce à une tangente hyperbolique :

$$u = u_{max} \left(\frac{e^{kv}}{1 + e^{kv}} \right), \quad k > 0 \quad (2.24)$$

Deux fonctions de pénalité sont définies : γ_g reliée à l'état et γ_u reliée à la commande et le critère de minimisation devient :

$$\min_v \left[J(v) + \varepsilon \int_{t_0}^{t_f} \left[\gamma_g(Cx(t) - T_{min}) - \gamma_g(T_{max} - Cx(t)) + \gamma_u \circ \phi(v) \right] dt \right] \quad (2.25)$$

γ_g et γ_u sont les fonctions de pénalisation reliées à respectivement à l'état et à la commande. La formulation détaillée est donnée dans l'article Malisani et al. (2016).

4.1.2. Algorithme d'optimisation

L'hamiltonien du système pénalisé se formalise de la manière suivante :

$$\begin{aligned} H_\varepsilon(x(t), u(t), p(t)) &= C_{elec}(t) \phi(v) \\ &+ p(t)^T [Ax(t) + B \phi(v) + B d_{soll\ int}(t) \\ &+ B_{soll\ ext} d_{soll\ ext}(t)] \\ &+ \varepsilon \left[\gamma_g(Cx - T_{min}) + \gamma_g(T_{max} - Cx) + \gamma_u \circ \phi(v) \right] \end{aligned} \quad (2.26)$$

Une fois les paramètres bien définis, l'algorithme de commande optimale monozone suit les étapes suivante (Robillart, 2015) :

Etape 0 : Initialisation

- l'état $x(t)$ est initialisé.
- l'état adjoint $p(t)$ est initialisé à zéro.
- la suite décroissante ε_n est définie ($n = 0, \dots, N$) et ε_0 est choisi.

Etape 1 : Application du principe de Pontriaguine

- la solution de l'équation $\frac{\partial H_\varepsilon}{\partial v} = 0$ définit la commande optimale $u_\varepsilon^* = \phi(v_\varepsilon^*)$ où $v = \sinh^{-1} \left(-\frac{C_{elec}(t) + p^T(t)B}{\varepsilon} \right)$.
- le problème aux deux bouts est résolu par la méthode de collocation (le solveur BVP5C de Matlab est employé) :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu^*(t) + B_{soll} d_{soll}(t) \\ \dot{p}(t) = -A^T \cdot p(t) - \varepsilon C^T [\gamma'_g(Cx(t) - T_{min}) - \gamma'_g(T_{max} - Cx(t))] \end{cases} \quad (2.27)$$

Etape 2 : Incrémentation

- le calcul converge lorsque $n = N$.
- ε est incrémenté et retour à l'étape 1, après l'actualisation des nouvelles valeurs de l'état et de l'état adjoint.

4.1.3. Nouveau développement de l'algorithme

L'application de l'algorithme de commande optimale monozone tel qu'il a été présenté n'est pas sans difficultés. En effet, le premier obstacle concerne le paramétrage de la séquence ε (poids de la fonction barrière utilisé afin de pondérer la fonction coût du problème d'optimisation) qui nécessite une attention particulière quant à sa détermination selon le cas d'étude. Le second obstacle provient de la résolution du problème au deux bouts avec le solveur BVP5C de Matlab. En effet, un problème de convergence peut se produire lorsque la solution s'approche de trop près de la contrainte de température minimale. Cela engendre une forme singulière de la matrice jacobienne et met fin au calcul produisant alors une stratégie sous-optimale. Ce même problème de convergence peut être engendré par une mauvaise initialisation de l'état $x(t)$ et le calcul dans ce cas n'a pas lieu.

Ces difficultés sont rencontrées lors de l'application de l'algorithme à d'autres cas d'étude, le paramétrage de l'algorithme d'optimisation doit alors être effectué au cas par cas. Par ailleurs, la mise à jour de ε (le poids de la fonction de pondération) est uniforme pour les deux contraintes d'état et de commande. C'est-à-dire que la même séquence ε est utilisée pour les deux types de contraintes. Toutefois, celles-ci ne sont pas aussi fortement impliquées dans la minimisation du coût l'une que l'autre. Il peut d'ailleurs être noté que dans la pratique le problème du jacobien singulier rencontré était dû à la contrainte minimale de température et non à la contrainte de commande. En effet, lorsque la solution s'approche de la contrainte minimale de température le coût explose du fait de la pénalisation ce qui implique que le jacobien diverge vers l'infini.

Le développement qu'apporte une nouvelle version de l'algorithme³ concerne la séparation des poids des fonctions de pondération : ε_x pour les deux contraintes d'état et ε_u pour la contrainte de commande. Un poids est défini pour les contraintes car la température ne risque pas de violer les deux contraintes minimale et maximale en même temps, il n'y a donc pas de risque de conflit. Les deux séquences ont des progressions distinctes.

Le critère de minimisation se réécrit de la manière :

$$\min_{u \in U} \left[J(u) + \int_{t_0}^{t_f} [\varepsilon_x [\gamma_g(Cx(t) - T_{min}) - \gamma_g(T_{max} - Cx(t))] + \varepsilon_u [\gamma_u \circ \phi(v)]] dt \right] \quad (2.28)$$

L'hamiltonien du système pénalisé devient :

$$\begin{aligned} H_\varepsilon(x(t), u(t), p(t)) &= C_{elec}(t) \phi(v) \\ &+ p(t)^T [Ax(t) + B \phi(v) + B d_{soll\ int}(t) \\ &+ B_{soll\ ext} d_{soll\ ext}(t)] + \varepsilon_x [\gamma_g(Cx(t) - T_{min}) \\ &+ \gamma_g((T_{max} - Cx(t)))] + \varepsilon_u [\gamma_u \circ \phi(v)] \end{aligned} \quad (2.29)$$

En évaluant les parties du coût liées à la pénalité de commande et d'état, le poids ayant besoin d'une mise à jour peut être déterminé en évaluant la différence du coût par rapport aux itérations précédentes. Si le coût baisse au-delà d'une certaine tolérance fixée, ε_u (ou ε_x) est mis à jour sinon il ne décroît plus. Ainsi la progression de la trajectoire optimale est suivie et le choix de la valeur de ε n'est plus arbitraire mais suit la progression de la solution optimale. Un solveur BVPDAE

³ Issu d'une collaboration avec Paul Malisani

programmé sur Python a été introduit par Paul Malisani en substitution au BVP5C pour résoudre le système d'équations différentielles.

4.2. *Le contrôle optimal multizone*

La commande optimale multizone cherche à déterminer l'ensemble des commandes optimales de chauffage au sein du bâtiment (une commande par zone) permettant de minimiser le coût global. Cela implique d'intégrer autant de dynamiques et de contraintes que de zones. Il est également nécessaire de prendre en compte le couplage thermique entre les zones contiguës. Deux approches peuvent être appliquées dans ce cas :

- L'approche distribuée qui consiste à résoudre la commande optimale à l'échelle de chaque zone. Un modèle thermique est établi pour chaque zone qui intègre le couplage à travers la température équivalente de la zone adjacente à celle considérée. La modélisation multizone est dans ce cas la même que celle employé par COMFIE.
- L'approche centralisée où un unique problème de commande optimale est considéré. Cela implique l'utilisation d'un système dynamique global qui considère l'ensemble multizone. Cette approche nécessite un seul modèle thermique prenant en compte le couplage de zone. Celui-ci sera exposé dans le prochain paragraphe.

Le reste de cette section est dédié à la commande optimale centralisée développée par Frapin (2018). La méthode de résolution nécessite d'abord d'établir le modèle thermique centralisé et de reformuler le problème de la commande optimale multizone. L'approche de résolution présentée dans le paragraphe 4.1 est alors adaptée afin de résoudre le problème de commande optimale centralisée et d'établir la stratégie optimale globale. Le principe de Pontriaguine doit être réécrit et la pénalisation modifiée de sorte à prendre en compte l'ensemble des commandes à optimiser ainsi que les différentes contraintes à l'échelle multizone.

4.2.1. Le modèle thermique dynamique centralisé

Le modèle centralisé est obtenu en couplant les modèles de zone dans un unique système global, à l'instar du couplage de COMFIE où un maillage est établi pour chaque zone avec un couplage à travers la paroi intermédiaire. Dans l'exemple de deux zones contiguës de la Figure 2.4, la maille intermédiaire n'est considérée qu'une seule fois. Le modèle global compte alors cinq mailles, au lieu de deux modèles de 3 mailles avec la modélisation de COMFIE pour les deux zones. Le couplage est réalisé en reprenant les bilans thermiques sur chaque maille et en raccordant la maille de la paroi intermédiaire exprimant ainsi un seul modèle multizone.

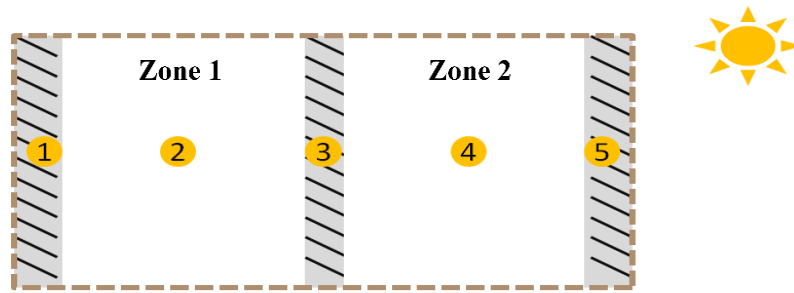


Figure 2.4 : Schéma centralisé de modélisation multizone, adaptée de (Frapin, 2018)

Le modèle thermique centralisé résultant est le suivant :

$$\begin{cases} \dot{T} = A.T + B.U \\ Y = C.T \end{cases} \quad (2.30)$$

- T le champ de températures ($m \times 1$).
- U est le vecteur de sollicitations ($s \times 1$).
- A est la matrice associée aux températures des mailles ($m \times m$).
- B est la matrice associée aux sollicitations ($m \times s$).
- Y est le vecteur de sorties ($z + 1 \times 1$).
- C est la matrice reliant les sorties aux températures des mailles ($z + 1 \times m$).

m est le nombre de mailles de l'ensemble multizone, z le nombre de zones et s le nombre de sollicitations.

Le produit matriciel associé aux sollicitations peut être distingué en :

$$B.U = B_{u_1}.u_1 + B_{u_2}.u_2 + B_{soll}.Soll \quad (2.31)$$

- B_{u_1} est la matrice des sollicitations associée à la puissance de chauffage de la zone 1.
- B_{u_2} est la matrice des sollicitations associée à la puissance de chauffage de la zone 2.
- u_1 est la puissance de chauffage dans la zone 1.
- u_2 est la puissance de chauffage dans la zone 2. B_{soll} est la matrice des sollicitations associée aux autres sollicitations extérieures et intérieures.
- $Soll$ sont les sollicitations extérieures (température extérieures, flux solaires opaques et vitrés entrant dans chaque zone) et intérieure (les apports de l'occupation dans chaque zone).

4.2.2. Reformulation du problème de la commande optimale centralisée

Le problème de la commande optimale multizone appliquée à la régulation du chauffage se réécrit :

$$\min_{u_i \in U_i} \left[J(u_1, u_2, \dots, u_n) = \int_0^{t_f} C_{elec}(t)(u_1(t) + u_2(t) + \dots + u_n(t))dt \right] \quad (2.32)$$

- i est la zone considérée et n le nombre total des zones.
- C_{elec} représente le tableau des tarifs de l'électricité.
- u_i est la commande de chauffage de la zone i .
- U_i est le domaine de commande admissible de la zone i .

La dynamique du bâtiment est décrite par le système d'état centralisé :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + \sum_{i=1}^n B_i u_i(t) + B_{soll} d_{soll}(t) \\ Y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (2.33)$$

- $x(t)$ est l'état du bâtiment.
- $d(t)$ représente les sollicitations externes et internes sauf les deux puissances de chauffage.
- $Y(t)$ est le vecteur des températures intérieures de chaque zone.

Les contraintes d'état assurent le confort thermique de chaque zone :

$$T_{min_i} \leq T_{zone_i}(t) \leq T_{max_i} \quad \forall t \quad (2.34)$$

Les contraintes de commande définissent les limites du système de chauffage :

$$u_{min_i} \leq u_i(t) \leq u_{max_i} \quad \forall t \quad (2.35)$$

Comme le modèle thermique centralisé regroupe les sorties de chaque zone, les contraintes d'état et de commande sont dupliquées en fonction du nombre de zones considéré. Une approche simplifiée serait de considérer les mêmes contraintes partout, pour les contraintes d'état cela ne pose pas de problème. Seulement, les contraintes de commande peuvent relever de problématiques concernant le dimensionnement du système de chauffage au sein du bâtiment. En effet, au sein d'un bâtiment les limites de chauffage peuvent différer dans une zone en fonction de son usage par exemple. Par ailleurs, il est possible qu'un chauffage centralisé soit utilisé avec une puissance totale maximale imposée sur l'ensemble du bâtiment. Dans ce cas, le partage de ressource doit être considéré afin de déterminer les contraintes de puissance pour chaque zone choisie en fonction de la puissance maximale globale.

Les contraintes d'état et de commande sont intégrées en tant que pénalisation dans le contrôle optimal centralisé de la même manière que dans le cas de la commande monozone. Pour ce qui est de la contrainte de commande, une fonction de saturation est définie pour chaque zone i considérée afin d'exprimer le problème de la commande optimale multizone sans contrainte de commande :

$$u_i = \phi(v_i) \quad (2.36)$$

Le nouveau critère d'optimisation multizone intègre dans ce cas les différentes contraintes :

$$\min_{v_1, \dots, v_n} \left[J(v_1(t), \dots, v_n(t)) + \varepsilon \sum_{i=1}^n \int_{t_0}^{t_f} \left[\gamma_g (C_i x(t) - T_{min_i}) - \gamma_g (T_{max_i} - C_i x(t)) + \gamma_u \circ \phi(v_i(t)) \right] dt \right] \quad (2.37)$$

Une fois le problème de la commande optimale multizone établi, le principe du minimum de Pontriaguine est appliqué. L'ensemble de commandes optimales $(u_1^*, u_2^*, \dots, u_n^*)$ est déterminé en résolvant le problème aux deux bouts :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + \sum_{i=1}^n B_i \phi(v_i) + B_{soll} d_{soll}(t) \\ \dot{p}(t) = -\frac{\partial}{\partial x} H(x^*(t), v_1^*(t), \dots, v_n^*(t), p(t)) \end{cases} \quad (2.38)$$

Avec la condition de minimum sur l'hamiltonien :

$$H_\varepsilon(x(t), v_1^*(t), \dots, v_n^*(t), p(t)) = \min_{v_1, \dots, v_n} H_\varepsilon(x(t), v_1(t), \dots, v_n(t), p(t)) \quad (2.39)$$

L'hamiltonien pénalisé du problème de la commande optimale centralisé s'exprime :

$$\begin{aligned}
 H_\varepsilon(x(t), v_1(t), \dots, v_n(t), p(t)) &= \sum_{i=1}^n C_{elec}(t) \phi(v_i) \\
 &+ p(t)^T \left[Ax(t) + \sum_{i=1}^n B_i \phi(v_i) + B_{soll} d_{soll}(t) \right] \\
 &+ \varepsilon \sum_{i=1}^n \left[\gamma_g(C_i x - T_{min}) + \gamma_g(T_{max} - C_i x) + \gamma_u \circ \phi(v_i) \right]
 \end{aligned} \tag{2.40}$$

4.2.3. Algorithme d'optimisation centralisé

L'algorithme décrit dans 4.1.2 a été adapté à l'échelle multizone dans le cadre de la résolution du problème de la commande optimale centralisée par Frapin (2018) :

Etape 0 : Initialisation

- l'état $x(t)$ est initialisé ;
- l'état adjoint $p(t)$ est initialisé à zéro ;
- la suite décroissante ε_n est définie et ε_0 est choisie.

Etape 1 : Application du principe de Pontriaguine

- l'équation $\frac{\partial H_\varepsilon}{\partial v_i} = 0$ est résolue afin d'obtenir l'ensemble des commandes optimales $(u_1^*, u_2^*, \dots, u_3^*)$;
- le problème aux deux bouts est résolu par la méthode de collocation (le solveur BVP5C de Matlab est employé) :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + \sum_{i=1}^n B_i u_i^*(t) + B d_{soll}(t) \\ \dot{p}(t) = -A^T \cdot p(t) - \varepsilon \sum_{i=1}^n C_i^T \left[\gamma_g'(C_i x(t) - T_{min_i}) - \gamma_g'(T_{max_i} - C_i x(t)) \right] \end{cases} \tag{2.41}$$

- avec les conditions initiale $x(t_0) = x_0$ et finale $p(t_f) = 0$.

Etape 2 : Incrémentation

- le calcul converge lorsque $n = N$;
- ε est incrémenté et retour à l'étape 1, après l'actualisation des nouvelles valeurs de l'état et de l'état adjoint.

5. Retour d'état de la commande prédictive

Dans la méthode de commande prédictive, le calcul de commande optimale est effectué en boucle fermée, ce qui implique de mettre en œuvre un « retour d'état » pour l'actualisation du calcul sur l'horizon glissant. La boucle fermée fait référence au processus de calcul itéré de la commande impliquant une rétroaction en fonction des informations reçues en temps réel. En effet, la commande optimale est calculée sur un horizon d'optimisation ; c'est la planification de la trajectoire. Une partie de la séquence calculée est ensuite appliquée sur un horizon de contrôle ; c'est l'étape de suivi de la

trajectoire. Le calcul est enfin actualisé à l'issue de la période de contrôle permettant d'avancer sur l'horizon glissant et de relancer le calcul sur la période d'optimisation suivante. Cette étape nécessite l'estimation de l'état réel du bâtiment pour l'initialisation du calcul de la prochaine séquence de commande.

Deux outils supplémentaires doivent être introduits afin de mettre en œuvre le processus de résolution de la commande prédictive (illustré dans la Figure 2.5) : un observateur d'état pour l'estimation de l'état et un régulateur pour le suivi de la trajectoire. Ces outils permettent à terme d'obtenir une stratégie de gestion optimale robuste qui prend en compte les imprécisions liées à la modélisation et les erreurs de prévision des sollicitations extérieures (météo) et intérieures (occupation).

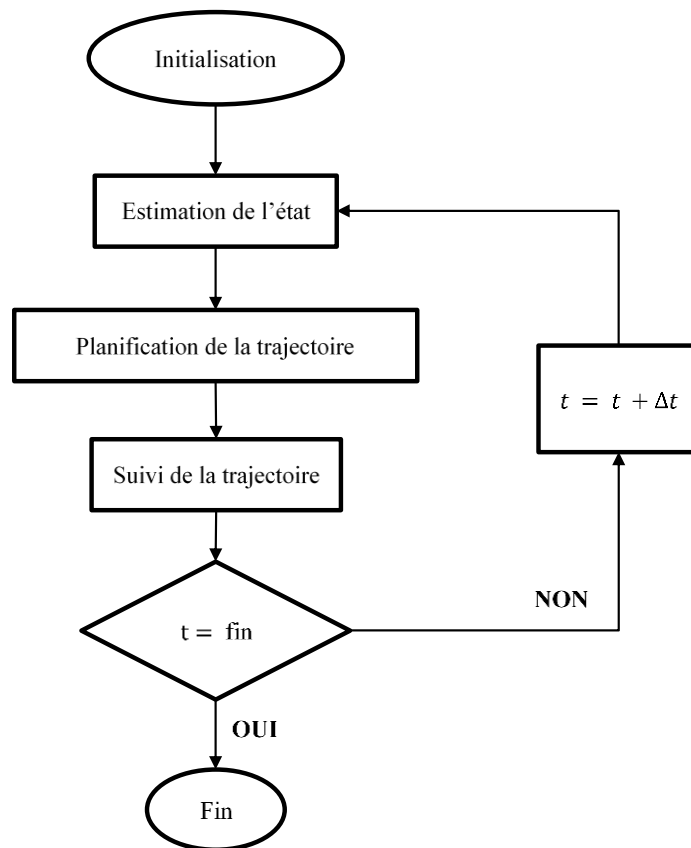


Figure 2.5 : Schéma de la commande prédictive

5.1. Estimation de l'état : observateur asymptotique

L'algorithme de la commande prédictive doit être adapté de manière à prendre en compte lors du retour d'état les erreurs d'observation pour le calcul en boucle fermée. En effet, la condition initiale du bâtiment x_0 n'est pas mesurable. L'état du bâtiment, noté x dans l'équation (2.42) ci-dessous, est défini à partir des températures des différentes mailles du bâtiment calculées par le modèle thermique dynamique. Mais dans la réalité, il n'est pas possible de mesurer les températures

à l'intérieur des parois (qui ne sont pas non plus des sorties du modèle de simulation). L'état est alors estimé avec comme seule information la température d'air intérieur. La température intérieure de référence, représentant la température résultante de l'application de la trajectoire optimale calculée pendant la planification, peut différer de la température réelle du bâtiment (température mesurée). Cet état réel du bâtiment peut alors être construit à partir de la sortie du système dynamique décrivant la température intérieure simulée et de l'entrée représentant la commande de chauffage calculée lors de la planification de la trajectoire (Figure 2.6).

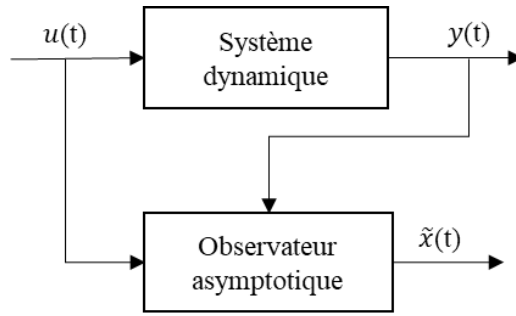


Figure 2.6 : Schéma de l'observateur d'état

Soit le système dynamique linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) \\ y(t) = C x(t) \end{cases} \quad (2.42)$$

L'observateur respecte la dynamique afin d'estimer l'état $x(t)$ en fonction de l'entrée u du modèle et de sa sortie y . Le nouvel état estimé $\tilde{x}(t)$ suit alors la dynamique :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = A \tilde{x} + B u + L (y - \tilde{y}) \\ \tilde{y} = C \tilde{x} \end{cases} \quad (2.43)$$

En remplaçant \tilde{y} par son expression :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = A \tilde{x} + B u + LC (x - \tilde{x}) \\ \tilde{y} = C \tilde{x} \end{cases} \quad (2.44)$$

Il s'agit de déterminer la matrice de gain L de façon à ce que l'état estimé \tilde{x} converge vers l'état réel x . Pour cela l'erreur d'estimation $e = x - \tilde{x}$ est introduite, sa dynamique s'écrit :

$$\dot{e} = (A - LC) e \quad (2.45)$$

La différence entre $(y - \tilde{y})$ entraîne la mise à jour de l'estimation \tilde{x} à travers le gain L de manière à ce que l'état estimé converge vers l'état réel du bâtiment et que l'erreur tende vers zéro. Pour cela les valeurs propres de $A - LC$ décrivant sa dynamique doivent être strictement négatives. Ces valeurs propres représentent les pôles de l'observateur d'état. Par ailleurs, la dynamique de l'erreur d'estimation doit être plus rapide que celle du système observé.

Il est important de préciser que l'implémentation de l'observateur d'état nécessite que les matrices A et C soient observables. Pour rappel, la notion d'observabilité signifie qu'il est possible à n'importe quel instant t_1 de décrire l'état initial $x(t_0) = x_0$ à partir de la commande u et la sortie y définis dans l'intervalle de temps $[0, t_1]$. Dans le cadre de cette thèse le modèle thermique dynamique utilisé assure la commandabilité et l'observabilité du système étudié grâce à la réduction par réalisation équilibrée.

5.2. Suivi de trajectoire : le régulateur PI

La planification de la trajectoire se fait à partir d'un modèle de bâtiment réduit par réalisation équilibrée et de données de prévisions météorologiques et d'occupation. L'application de la stratégie de régulation sur le modèle complet en utilisant des données de sollicitations réelles peut provoquer une évolution de la température intérieure qui est différente de celle calculée avec le modèle réduit et les prévisions. Le rôle du régulateur est alors d'opérer un suivi de trajectoire qui corrige la trajectoire de la température intérieure en fonction des erreurs de modélisation et de prévisions des sollicitations extérieures et intérieures, tel qu'illustré dans la Figure 2.7.

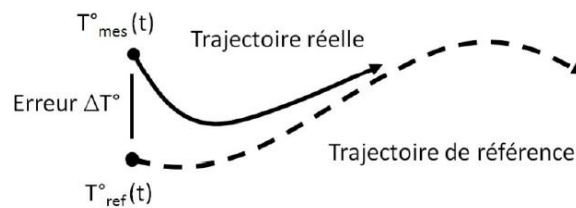


Figure 2.7 : Principe de suivi de trajectoire Source spécifiée non valide.

Un régulateur classique est composé d'un capteur qui mesure une grandeur (température, pression, etc.), d'un régulateur qui compare la mesure (trajectoire réelle) à un point de consigne (trajectoire de référence) et d'un organe de réglage qui influence la grandeur mesurée selon une loi de commande imposée. Celle-ci peut être une action proportionnelle (P), dérivée (D) ou intégrale (I).

Le régulateur PI est utilisé dans la régulation du bâtiment pour des stratégies de contrôle classiques type thermostat. L'organe de régulation s'adapte proportionnellement à la commande, traite l'erreur rémanente et résout les écarts liés à la régulation proportionnelle intégrés sur une période d'échantillonnage (dans cette thèse l'horizon d'échantillonnage est fixé à 24 heures).

La structure du régulateur PI est la suivante :

$$\begin{cases} e(t) = T_{consigne}(t) - T_{mesurée}(t) \\ P_{regulée}(t) = P_{référence}(t) + K \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt \right] \end{cases} \quad (2.46)$$

- K est le gain proportionnel.
- T_i est le temps de d'intégration.

En pratique, les paramètres du régulateur (K et T_i) sont déterminés de manière à atteindre un équilibre entre performance et robustesse (cf. les chapitres suivants). Le paramétrage du contrôleur peut être affiné de manière interactive en fonction des préférences (suivi de la consigne ou rejet des perturbations ou les deux).

6. Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les outils et modèles nécessaires pour établir la commande prédictive dans le cadre de la gestion du chauffage pour la minimisation de la facture électrique. Dans un premier temps, le modèle thermique dynamique COMFIE a été décrit. Le modèle par volumes finis est réduit par réduction par réalisation équilibrée afin de décroître les temps de calcul de la stratégie de gestion optimale.

Les données de sollicitations extérieures (météo) et intérieures (occupation) sont indispensables pour effectuer la simulation thermique du bâtiment. Des données typiques de météo seront d'abord utilisées pour une première application de la commande prédictive. Par la suite, des données de prévisions et d'observation permettront d'établir des stratégies de gestion en temps réel. Concernant l'occupation, des scénarios déterministes seront appliqués puis des profils stochastiques seront générés afin d'étudier l'impact de la variation de l'occupation sur la stratégie de gestion.

La méthode indirecte de résolution basée sur le principe de Pontriaguine et utilisant les méthodes de pénalisation a été présentée. Celle-ci est considérée comme référence théorique pour introduire la nouvelle méthode de résolution du problème de commande optimale (PCO) développée dans cette thèse. Les algorithmes monozone et multizone décrits dans les paragraphes §4.1 et §4.2 seront utilisés pour valider la nouvelle méthode qui sera présentée pour le cas monozone dans le chapitre 3 et le cas multizone dans le chapitre 4.

Enfin, les outils nécessaires au retour d'état de la commande prédictive ont été décrits. L'observateur d'état permet d'estimer l'état réel du bâtiment et le régulateur de suivre la trajectoire optimale planifiée et de la corriger en fonction des erreurs de prévisions des sollicitations météorologiques et d'occupation. Les deux outils seront déployés pour la comparaison des résultats de la commande prédictive calculée avec la méthode indirecte de référence et la méthode directe développée dans ces travaux.

Chapitre 3. Développement d'une méthode de commande prédictive à l'échelle monozone

Sommaire

1.	Introduction.....	72
2.	Présentation de la nouvelle méthode de contrôle optimal.....	73
2.1.	Principe de la nouvelle approche	74
2.2.	Étapes de résolution	76
3.	La commande optimale monozone	77
3.1.	Description du cas d'étude.....	77
3.2.	Réduction du modèle thermique	78
3.3.	Résolution de la commande optimale.....	82
3.4.	Analyse de sensibilité	88
4.	Résolution de la commande prédictive monozone.....	91
4.1.	Observateur d'état.....	91
4.2.	Suivi de trajectoire	94
4.3.	Schéma complet de la boucle fermée de la CPBP	96
4.4.	Résultats	98
5.	Validation par rapport à la référence.....	100
6.	Applications	103
6.1.	Influence de certaines caractéristiques du bâtiment.....	103
6.2.	La commande prédictive pour l'optimisation environnementale	105
6.3.	La commande prédictive en fonction des erreurs de prévisions météorologiques	108
6.4.	La commande prédictive en fonction des erreurs de prévision sur l'occupation	117
7.	Conclusions du chapitre	119

1. Introduction

La commande prédictive a été adoptée dans ces travaux pour le développement d'une stratégie de gestion du chauffage dans les bâtiments. Elle consiste à résoudre le problème de la commande optimale de manière répétée au cours du temps sur un horizon glissant. Son objectif se traduit par un critère d'optimisation. La stratégie optimale doit par ailleurs tenir compte du comportement dynamique du bâtiment et respecter les contraintes de confort thermique ainsi que celles liées au système (limite de puissances en particulier). La commande prédictive est appliquée dans cette thèse dans un contexte de gestion du chauffage électrique pour la minimisation du coût associé aux consommations, dans un premier temps et pour la minimisation des émissions de GES dans un second temps. La stratégie est appliquée en opérant un stockage thermique dans la structure du bâtiment ce qui permet l'effacement des consommations en période de pointe et donc la réduction de la facture.

Les méthodes indirectes, basées sur le principe de Pontriaguine, employées pour la résolution de la commande optimale comportent plusieurs inconvénients pratiques dont la formulation complexe du problème d'une manière numériquement appropriée, une sensibilité à l'initialisation qui impacte la convergence des algorithmes d'optimisation ce qui nécessite une estimation initiale précise et enfin la gestion des contraintes d'état et de commande. La première partie de ce chapitre porte sur l'introduction d'une nouvelle approche de résolution de la commande optimale. La méthode développée se base sur la théorie du contrôle optimal et introduit de manière inédite la combinaison des deux principes de Bellman et de Pontriaguine. Cette nouvelle approche est simple d'implémentation. Elle permet de réduire les temps de calcul tout en maintenant la fiabilité des résultats par rapport à l'approche de Pontriaguine considérée comme référence. L'approche est détaillée dans la section §2.

Une application de l'approche développée est exposée dans la section §3. L'implémentation se fait d'abord en boucle ouverte sans retour d'état. Le cas d'étude est présenté, puis un modèle thermique est généré puis réduit par réalisation équilibrée. Le choix de l'ordre de réduction est discuté. La commande optimale est ensuite calculée et une analyse de sensibilité aux paramètres d'optimisation est exposée.

La commande prédictive intègre le calcul en boucle fermée de la commande optimale de manière répétée au cours du temps. L'implémentation de celle-ci nécessite d'introduire des outils pour l'estimation de l'état réel du bâtiment et la gestion des perturbations à travers le suivi de la trajectoire. La section §4 présente le schéma complet d'application de la commande prédictive monozone.

Une référence théorique est utilisée pour valider la nouvelle approche de résolution du problème de la commande optimale développée dans cette thèse. La référence, détaillée dans le chapitre précédent, utilise une méthode indirecte de résolution basée sur le principe de Pontriaguine et utilisant les méthodes de pénalisation. La validation en terme de performance des algorithmes de résolution dans la logique prédictive est proposée dans la section §5.

Enfin dans la section §6, la commande prédictive est utilisée dans diverses applications afin d'évaluer sa robustesse par rapport :

- aux incertitudes des prévisions de l'occupation et de la météo ;
- au critère d'optimisation ;
- et aux types de bâtiments (logements, bureaux).

2. Présentation de la nouvelle méthode de contrôle optimal

Le problème de la commande optimale consiste à déterminer une trajectoire qui minimise un certain critère (fonction objectif) tout en respectant des contraintes d'état et de commande. Appliqué au bâtiment cela peut correspondre par exemple à la minimisation d'un coût résultant de la commande de chauffage qui respecte les contraintes de températures de confort et de puissance maximale du chauffage.

Le problème de commande optimale est exprimé grâce au critère d'optimisation décrivant la minimisation du coût :

$$\min_{u \in U} \int_{t_0}^{t_f} C(t)u(t)dt \quad (3.1)$$

- u est la commande de chauffage.
- t est le temps.
- t_0 et t_f sont les temps initial et final décrivant l'horizon d'optimisation.
- C est une série temporelle décrivant l'évolution horaire du coût. Elle peut correspondre à des tarifs électriques (heures creuses, pleines et de pointe) ou des émissions équivalentes de gaz à effet de serre (GES).

Le comportement dynamique du bâtiment est décrit grâce au modèle de COMFIE basé sur le concept de zone thermique. Chaque zone est décomposée en mailles (discrétisation en volumes finis) sur lesquelles un bilan d'énergie est écrit décrivant les transferts thermiques (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1990). Dans sa formulation en état le système s'écrit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) + B_{soll} d_{soll}(t) \\ T(t) = C x(t) \end{cases} \quad (3.2)$$

- $x(t)$ est l'état du bâtiment.
- $u(t)$ est la variable de commande (chauffage).
- $d(t)$ représente l'influence des sollicitations (apports externes et internes).
- $T(t)$ est la température de zone (température intérieure).

La commande optimale de chauffage doit respecter des contraintes de puissance maximale du chauffage (contraintes de commande) et de température de confort (contraintes liées à l'état) :

$$T_{min} \leq T_{zone}(t) \leq T_{max} \quad \forall t \quad (3.3)$$

$$0 \leq u(t) \leq U_{max} \quad \forall t \quad (3.4)$$

Deux approches mathématiques se distinguent dans la théorie du contrôle optimal: le principe de Bellman (détaillée dans §4.5 du premier chapitre), qui offre une condition nécessaire et suffisante d'optimalité (Robillart, 2015) et résout la commande optimale en combinant des solutions optimales à des sous-problèmes. Et le principe de Pontriaguine qui transforme la dynamique du système en un

problème à deux bouts grâce à l'introduction d'un vecteur adjoint et de l'hamiltonien du système. Ainsi ce problème aux deux bouts est résolu avec une condition de minimum sur l'hamiltonien.

2.1. *Principe de la nouvelle approche*

Une nouvelle approche de résolution de la commande optimale est développée dans ce chapitre. Elle associe les deux principes de la théorie du contrôle : le principe de Bellman et le principe de Pontriaguine.

Le principe de Pontriaguine n'est pas appliqué explicitement, la formulation du problème aux deux bouts avec la définition de l'état adjoint et de l'hamiltonien n'est pas utilisée. La méthode est cependant basée sur le résultat apporté par ce principe pour ce type de problème. En effet, pour le problème de contrôle optimal du chauffage dans un bâtiment sous contraintes d'état et de commande, les solutions optimales sont composées d'arcs contraints. Un arc contraint est une trajectoire qui minimise le coût tout en satisfaisant les équations du système et les contraintes imposées par les limitations du système. Par conséquent, la solution optimale est décomposée en :

- Arc contraint en contrôle où la puissance est égale à sa valeur maximale (P_{max}) et la température est maintenue en dessous de la température de confort maximale.
- Arc contraint en contrôle où la puissance est nulle et la température intérieure est maintenue au-dessus de la température minimale.
- Arc contraint en état où la température intérieure est maintenue à la température minimale et la commande correspond à la valeur nécessaire à la régulation (notée P_{regul}).
- Arc contraint en état où la température intérieure est maintenue à la température maximale et la commande correspond à la valeur nécessaire à la régulation (notée P_{regul}).

P_{regul} représente les besoins de chauffage à appliquer pour atteindre la température intérieure souhaitée.

Ainsi dans le cadre de la gestion du chauffage pour la minimisation de la facture électrique, selon le principe de Pontriaguine la solution optimale tend vers les bords. Dans la nouvelle méthode de contrôle cela se traduit en l'exploration de deux pistes. La première consiste à atteindre le plus rapidement la consigne de température maximale en appliquant par la suite les besoins de chauffage nécessaire pour son maintien. Cette première piste décrit un stockage de chaleur et sera limitée par la puissance maximale du chauffage ; elle peut s'apparenter à un stockage à pleine puissance du chauffage. La deuxième piste consiste à maintenir la consigne de température minimale en appliquant les besoins de chauffage associés, celle-ci décrit un effacement des consommations qui peut être partiel ou total en appliquant une puissance de chauffage minimale.

Le principe de Bellman est appliqué en évaluant l'intérêt du stockage à l'échelle d'un horizon temporel. En effet, pour chaque pas de temps discrétisé l'ensemble des solutions possibles sont évalués afin de déterminer la solution optimale composée de sous-politiques optimales permettant de minimiser le coût. Le résultat du principe de Pontriaguine permet de réduire le nombre de solutions balayées à seulement deux par période contrairement à la programmation dynamique, qui calcule un

ensemble très grand de solutions possibles à chaque pas de temps. Le critère déterminant la solution optimale est la différence de coût du chauffage par rapport à une régulation classique type thermostat. Cela revient à faire une régulation idéale qui minimise la consommation d'énergie en calculant les besoins de chauffage exactes pour satisfaire la consigne de température imposée. Dans ce sens, Bellman introduit une notion importante pour la comparaison de deux stratégies et afin de déterminer laquelle est optimale : il est nécessaire de considérer un même état initial et final. Pour cela, deux horizons de temps sont introduits : l'horizon d'optimisation sur lequel la trajectoire optimale de chauffage est calculée et l'horizon d'effet qui représente la période sur laquelle la trajectoire calculée va avoir un impact. En effet, lors de l'application d'une stratégie de stockage, l'état énergétique du bâtiment est modifié pendant l'horizon d'optimisation et cela se répercute sur les besoins de chauffage au-delà de la période d'optimisation.

La Figure 3.1 compare deux stratégies de gestion : une régulation classique où les besoins de chauffage sont satisfaits pour le maintien d'une consigne de 19 °C (courbe rouge) et une stratégie optimale calculée sur un horizon d'optimisation d'une journée (courbe bleue). Cette dernière opère un stockage en début de journée et un effacement de la consommation en fin de journée, la consigne de 19 °C est maintenue par la suite en satisfaisant les besoins. À la suite des 24 premières heures les besoins de chauffage des deux stratégies évoluent différemment pour ensuite converger vers les mêmes valeurs correspondant au même état énergétique final. La valeur de l'horizon d'effet est liée à la plus grande constante de temps du bâtiment. Une étude de sensibilité à l'horizon d'effet est présentée au §3.4.2.

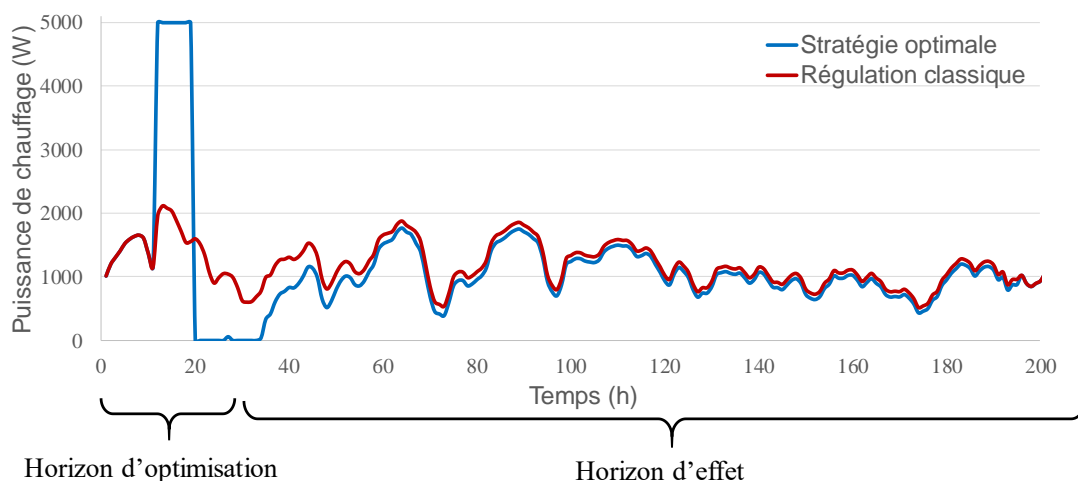


Figure 3.1 : Illustration de l'horizon d'effet

Pour résumer, la nouvelle approche se base sur l'hypothèse que la solution optimale se situe sur les bords. C'est-à-dire qu'il existe deux pistes à explorer : le stockage de chaleur (consigne à T_{max} limité par P_{max}) ou l'effacement des consommations (consigne à T_{min} correspondant à la puissance minimale $P \geq 0$). Le critère permettant d'établir la trajectoire optimale combinant les solutions possibles est la minimisation du coût sur une période totale incluant l'horizon d'optimisation et l'horizon d'effet ce qui permet de valoriser le stockage passif dans le bâtiment sur le long terme.

2.2. Étapes de résolution

La nouvelle approche de contrôle optimal est intitulée COBP (commande optimale Bellman-Pontriaguine). Les étapes de résolution de la commande optimale du chauffage pour la réduction de la facture électrique sont les suivantes.

Étape 1 : Détection des plages de coût et d'effacement

Les plages ayant le même coût sont identifiées et comparées au coût maximal caractérisant la période où l'effacement est priorisé. Ainsi, une plage de stockage est identifiée comme toute période ayant un tarif inférieur au tarif le plus élevé. La Figure 3.2 illustre les différentes plages de coût pour une tarification électrique composée d'heures creuses, pleines et de pointe. Dans le cas où le coût est variable alors toutes les plages de coût sont considérées comme des plages de stockage potentielles.

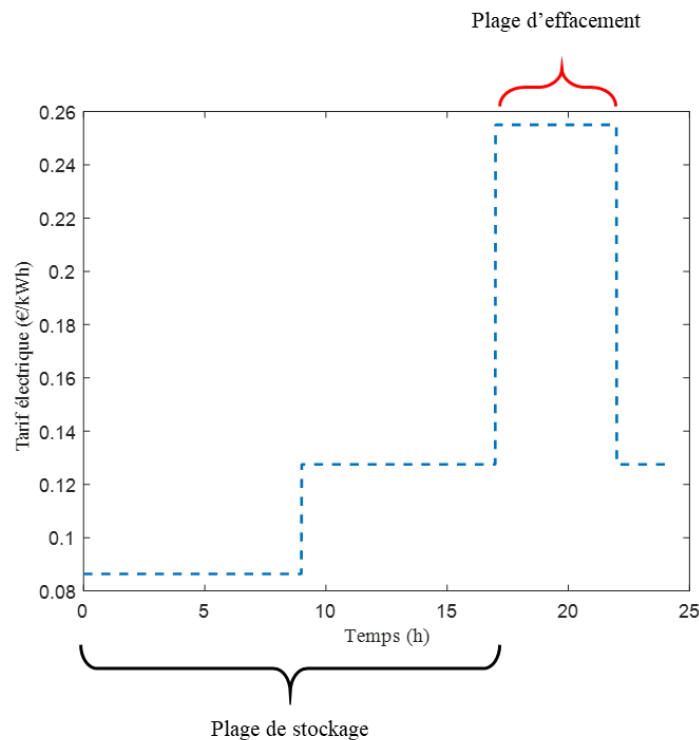


Figure 3.2 : Plages des coûts pour une tarification électrique journalière

Étape 2 : Détection du temps de déclenchement du stockage

Il s'agit de détecter le temps de déclenchement t_d opportun à partir duquel le stockage de chaleur est appliqué jusqu'à la fin de la plage de stockage. Les besoins de chauffage sont satisfaits antérieurement à t_d pour maintenir la température de consigne minimale et pendant le reste des plages ne nécessitant pas de stockage supplémentaire. Le solveur *fmincon* de MATLAB est utilisé pour estimer tous les temps de déclenchement afin de déterminer la stratégie la plus rentable sur l'horizon total incluant l'horizon d'optimisation et l'horizon d'effet.

3. La commande optimale monozone

3.1. Description du cas d'étude

Le bâtiment étudié est une maison d'architecture simple inspirée de la géométrie des maisons de la plateforme INCAS de l'INES (cf. Figure 3.3) au Bourget-du-Lac. La maison est construite sur un vide sanitaire et occupe une surface est de 95 m² répartie sur 2 étages composés d'un rez-de-chaussée et d'un étage.



Figure 3.3 : Maison de la plateforme INCAS utilisée pour l'étude MPEB

Ce bâtiment bénéficie d'une isolation thermique extérieur (ITE) et d'un vitrage peu performant. La toiture a deux inclinaisons Nord/Sud. Les compositions et coefficients de déperdition des parois sont décrits dans le Tableau 3.1 :

Tableau 3.1 : Composition de l'enveloppe de la maison étudiée

	Murs extérieurs	Plancher Bas	Plancher intermédiaire	Cloison intérieure	Plafond haut
Composition	13,6 cm d'isolant 16 cm de mur de béton 2 cm d'enduit plâtre	13,6 cm d'entrevous isolant 5 cm de dalle de compression 1 cm de carrelage	3 cm d'enduit 20 cm de dalle compressions 5 cm de chape 1 cm de carrelage	2,6 cm de BA13 9 cm d'isolant acoustique 2,6 cm de BA13	25,6 cm d'isolant 2 cm de lame d'air 1,3 cm de BA13
U [W/(m².K)]	0,28	0,29	5,56	0,41	0,15

La surface vitrée la plus importante se trouve dans la façade Sud avec un taux de vitrage de 28 %. Les façades Est et Ouest bénéficient respectivement de 12 % et 14 % de surface vitrée, tandis que la

façade Nord n'en comprend que 4 %. Les caractéristiques des menuiseries sont détaillées dans le Tableau 3.2 :

Tableau 3.2 : Description des menuiseries

	Transmission thermique	Facteurs solaires
Types Baies	Uw [W/(m².K)]	Sw [-]
Fenêtres	2,29	0,34
Porte Opaque	1,50	0

3.2. Réduction du modèle thermique

Le cas d'étude présenté au §3.1 est modélisé sur le logiciel de simulation thermique dynamique Pleiades+COMFIE en considérant une seule zone thermique regroupant l'ensemble des pièces (hypothèse monozone). Le modèle complet non réduit résultant est décrit par un système d'état d'ordre 31 (31 mailles sont utilisées pour décrire le comportement du bâtiment). Une réduction par réalisation équilibrée est appliquée au cas d'étude, il a été mentionné que cette méthode de réduction est largement utilisée dans le domaine du contrôle optimal. Le système est d'abord transformé sous sa forme équilibrée, où ses valeurs propres sont classées en fonction de leurs degrés de commandabilité et d'observabilité. Le système équilibré est ensuite tronqué en supprimant les états associés aux plus petites valeurs tel qu'il a été décrit dans le §2.2 du chapitre précédent.

Le choix de l'ordre de la réduction est discuté dans cette section. Le modèle réduit doit conserver un maximum d'information permettant de reproduire le comportement du modèle complet (et donc du bâtiment réel). Ce modèle doit également avoir une taille acceptable qui permet d'optimiser la commande en un temps de calcul raisonnable.

Plusieurs valeurs d'ordre de réduction sont évaluées afin de déterminer l'ordre offrant le meilleur compromis entre la taille du modèle et la précision des résultats, en terme de performances par rapport au modèle non réduit. Les constantes de temps des modèles réduits à l'ordre 3, 4, 5 et 6 sont décrites dans le Tableau 3.3. Elles sont hiérarchisées en fonction de leurs degrés de commandabilité et d'observabilité.

Tableau 3.3 : Constantes de temps en fonction de l'ordre du modèle réduit

Ordre de réduction	3	4	5	6
Constante de temps	6 min 1.6 h 8 jours	6 min 1 h 3 h 8 jours	3 min 6 min 1.5 h 6 h 8 jours	3 min 6 min 1.5 h 6 h 2.5 jours 8 jours

Les réponses aux sollicitations des modèles réduits aux différents ordre choisis sont comparées aux réponses du modèle non réduit grâce aux diagrammes de Bode. Ceux-ci permettent d'évaluer la sortie d'un système en fonction d'une entrée. La sortie de température intérieure est alors utilisée

afin de comparer les réponses en gain et en déphasage par rapport aux entrées : puissance chauffage, température extérieure et rayonnement solaire (flux vitré). Les diagrammes de Bode sont représentés dans les figures ci-dessous pour les ordres de réduction allant de 3 à 6 et comparés à un modèle de référence⁴. L'étude fréquentielle des modèles réduits d'ordre 1 et 2 n'est pas présentée ici car le comportement de ces modèles s'éloigne trop de celui du modèle non réduit. La Figure 3.4 illustre les réponses fréquentielles au chauffage des modèles réduits et de référence. Quasiment aucun écart de gain n'est observé. Les différences de phasage décrivant les retards ou avances de réponses par rapport au modèle de références sont négligeables. Il en est de même pour les réponses à la température extérieure dans la Figure 3.5 où aucune différence significative n'est notée. Le comportement des modèles réduits dans ces deux cas est alors très proche de celui du modèle complet.

Les réponses fréquentielles des modèles réduits et du modèle de référence au rayonnement solaire traversant le vitrage du bâtiment sont représentés dans la Figure 3.6. La réponse en terme de gains des modèles réduits est bien reproduite par rapport à celle du modèle de référence. Les déphasages sont plus prononcés pour cette entrée du modèle. En effet, des retards de phase sont observés pour les périodes comprises entre quelques minutes (10^{-2} Hz) et quelques heures (10^{-4} Hz). Il semble que les modèles réduits reproduisent mal l'impact du rayonnement solaire vitré engendrant une sous-estimation de la variation de la température intérieure du bâtiment pour une variation du flux vitré. L'influence du rayonnement solaire sur le comportement dynamique du bâtiment semble plus complexe à modéliser ce qui nécessite peut-être davantage de constantes de temps.

⁴ Le modèle de référence est un modèle réduit à l'ordre 10. Ce choix a été fait afin d'éviter des problèmes liés à la représentation des diagrammes de Bode. Il a été constaté qu'à partir de l'ordre 10 les réponses fréquentielles sont confondues, ce qui indique la convergence vers le comportement du modèle non réduit. Le modèle équilibrée d'ordre 10 est alors choisi comme référence pour dupliquer le comportement du modèle complet dans les représentations des diagrammes de Bode

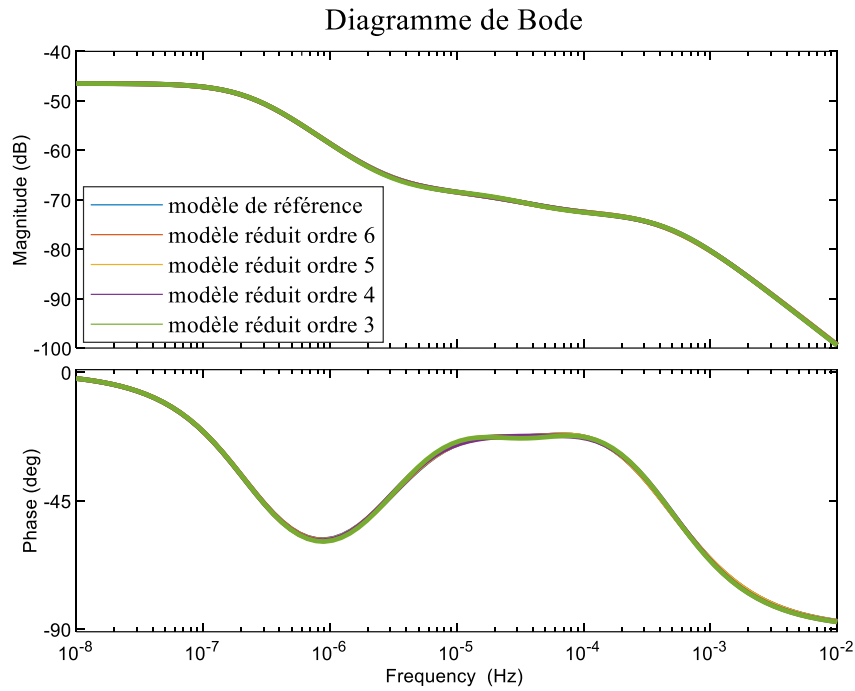


Figure 3.4 : Réponses fréquentielles de la température intérieure des systèmes réduits au chauffage

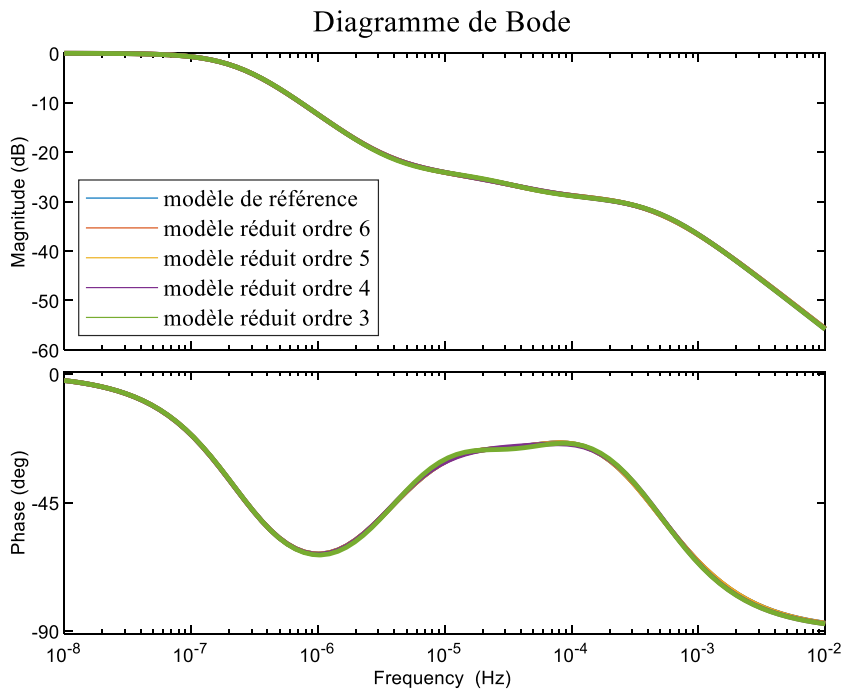


Figure 3.5 : Réponse fréquentielles de la température intérieure des systèmes réduits à la température extérieure

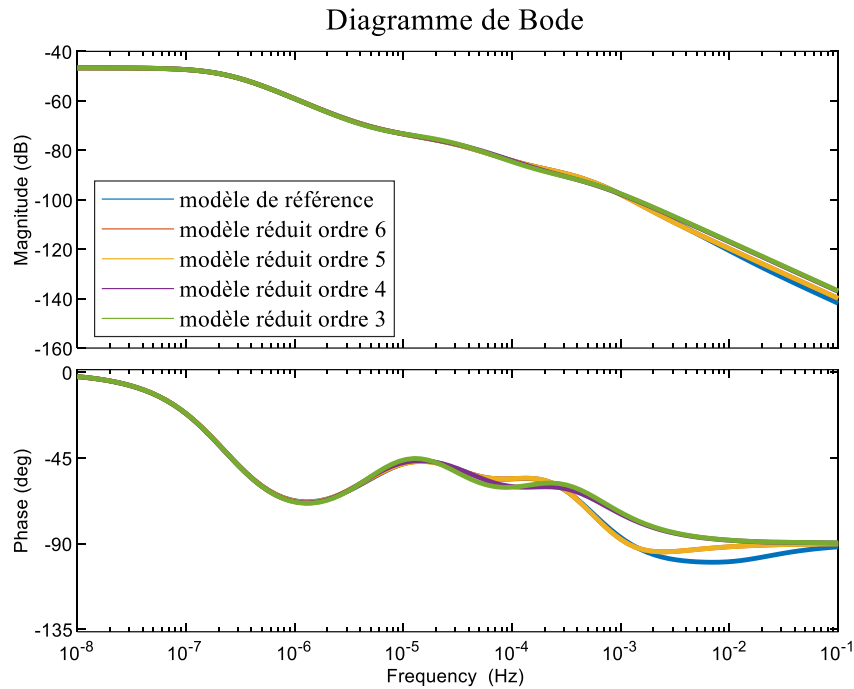


Figure 3.6 : Réponses fréquentielles de la température intérieure des systèmes réduits au rayonnement solaire

L'étude des réponses fréquentielles des modèles réduits du bâtiment a permis d'évaluer leur capacité à reproduire le comportement du modèle complet non réduit. Les ordres 3, 4, 5 et 6 ont été évalués et ont produit des résultats satisfaisants en terme de réponses au chauffage et à la température extérieure. Les modèles réduits conservent assez d'information et répliquent de manière satisfaisante les réponses du modèle de références à ces entrées. Un modèle d'ordre 3 est alors considéré comme suffisant pour décrire le modèle de bâtiment pour le présent cas d'étude.

Afin de vérifier la pertinence de ce choix de l'ordre de réduction, l'impact des apports solaires sur la dynamique du bâtiment a été comparé entre le modèle réduit d'ordre 3 et le modèle complet. Une analyse temporelle a été conduite, où la sortie de température du modèle réduit d'ordre 3 est simulée et comparée à celle du modèle complet (d'ordre 31) en l'absence de chauffage (évolution libre) et en appliquant des sollicitations de température extérieure et de rayonnement solaire en mi-saison (du 15 au 21 mars). Le résultat est illustré dans la Figure 3.7. Un très faible écart est constaté entre le modèle complet et le modèle réduit et la dynamique du bâtiment est conservée.

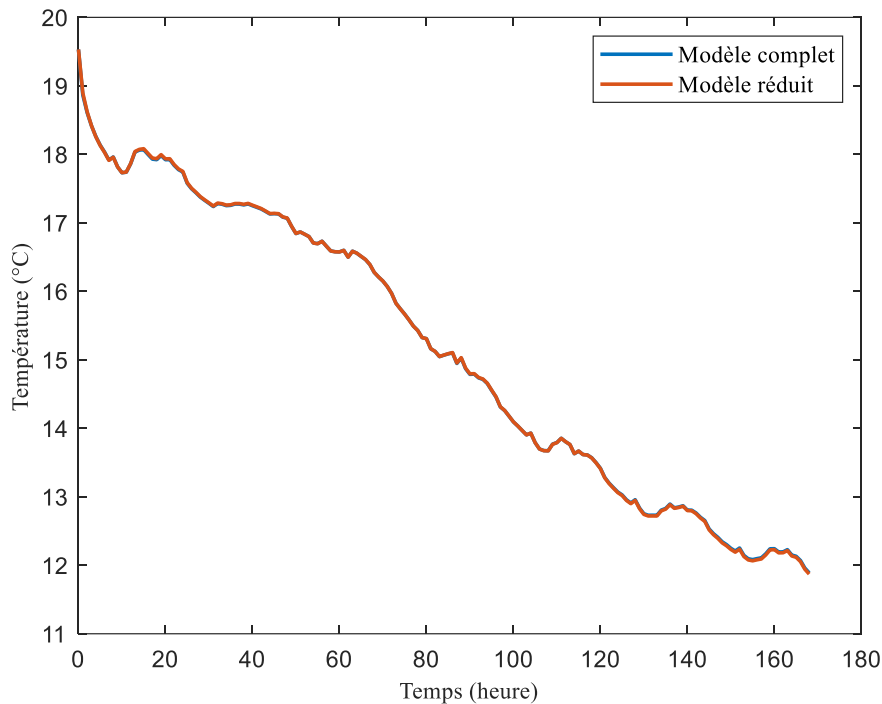


Figure 3.7 : Réponse temporelle des modèles complet et réduit (à l'ordre 3) aux sollicitations réelles en l'absence de chauffage

En se basant sur ces résultats, le modèle réduit à l'ordre 3 est sélectionné comme étant le modèle qui sera utilisé pour établir les trajectoires de commande optimale pour ce cas d'étude dans le reste du chapitre. Pour une taille de modèle acceptable, cet ordre offre une fiabilité ne compromettant pas la précision des résultats et permet de réduire les temps de calcul au vu de sa taille.

3.3. Résolution de la commande optimale

3.3.1. Paramètres d'optimisation

3.3.1.1. Critère d'optimisation

Le problème de la commande optimale monozone consiste à minimiser le coût de la facture électrique en opérant un contrôle du chauffage sur un horizon d'optimisation donné :

$$\min_{u \in U} \int_{t_0}^{t_f} C_{elec}(t)u(t)dt \quad (3.5)$$

- u : la puissance de chauffage.
- t_0 : instant initial.
- t_f : instant final.
- U : espace des commandes admissibles.
- C_{elec} : tarif de l'électricité.

3.3.1.2. Contrainte dynamique

Le comportement dynamique du bâtiment monozone est décrit par le système suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + BP(t) + B_{soll} d_{soll}(t) \\ T(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.6)$$

- $x(t)$: l'état du bâtiment.
- A, B, B_{soll} et C : les matrices du modèle de bâtiment.
- P : la puissance de chauffage à injecter dans la zone.
- $d_{soll}(t)$: les sollicitations extérieures et intérieures.
- $T(t)$: le vecteur de sortie décrivant la température intérieure de la zone.

3.3.1.3. Contrainte de confort

La commande optimale de chauffage est calculée, en respectant les contraintes de température de confort suivantes :

$$19\text{ }^{\circ}\text{C} \leq T_{zone}(t) \leq 24\text{ }^{\circ}\text{C} \forall t \quad (3.7)$$

La contrainte minimale est considérée comme consigne d'une des solutions optimales appliquant les besoins de chauffage.

3.3.1.4. Contrainte de commande

Les contraintes de commande sont fixées en fonction des limites du système de chauffage. La limite maximale est définie en calculant les besoins de chauffage sur une saison de chauffe considérant une température extérieure fixe ($-7\text{ }^{\circ}\text{C}$ à Trappes) pour une consigne de température intérieure de $19\text{ }^{\circ}\text{C}$. La valeur maximale des besoins augmentée de 20 %, utilisée classiquement pour dimensionner les équipements, est choisie comme contrainte maximale du chauffage :

$$0 \leq P(t) \leq 7000\text{ W} \forall t \quad (3.8)$$

3.3.1.5. Sollicitations extérieures

Les données météorologiques sont issues de la RT2012 correspondant à une année type de la zone climatique H1a représentée par la ville de Trappes. Le site a une latitude de $48.77\text{ }^{\circ}\text{N}$ et une longitude de $2\text{ }^{\circ}\text{E}$. La température moyenne du sol à 10 m de profondeur est de $14\text{ }^{\circ}\text{C}$, l'altitude de la station de météo est de 168 m. Les profils de température et de gains solaires à travers les vitrages pour la 1^{ère} semaine de la saison de chauffe (15 – 21 octobre) sont représentés dans la Figure 3.8.

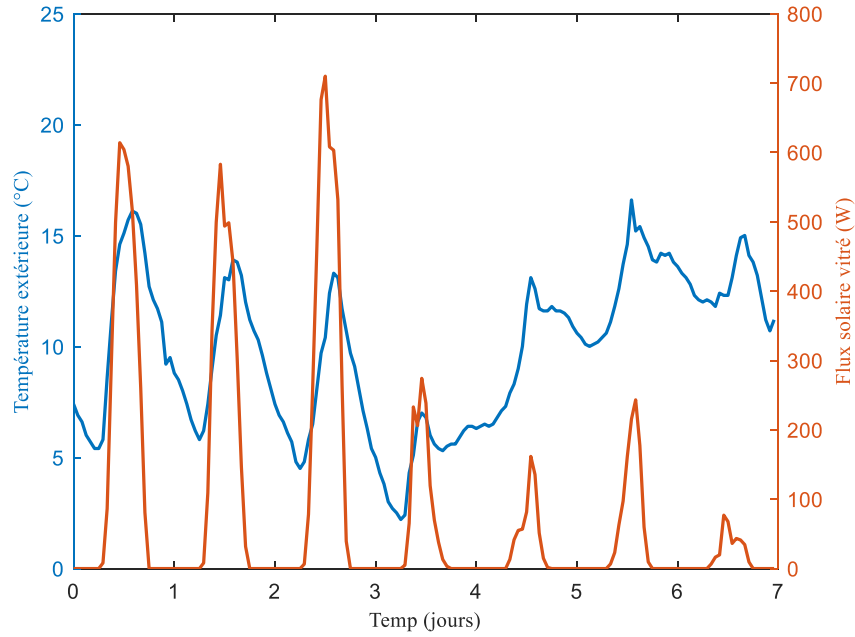


Figure 3.8 : Sollicitations extérieures

3.3.1.6. Sollicitations intérieures

Les apports internes incluent les puissances dissipées par les appareils électriques en fonction de l'activité et la chaleur métabolique des occupants. Un scénario standard a été utilisé pour une famille de 4 personnes. L'occupation du bâtiment est fixée à 100 % les jours de la semaine de 0 h à 8 h et de 18 h à 23 h et à 50 % entre 17 h et 18 h en dehors de ces horaires le bâtiment est supposée non-occupé. Les weekends le taux d'occupation est à 100 % toute la journée. La valeur de la chaleur métabolique est fixée à 80 W par personne. La Figure 3.9 représente l'évolution des apports internes pendant durant la semaine.

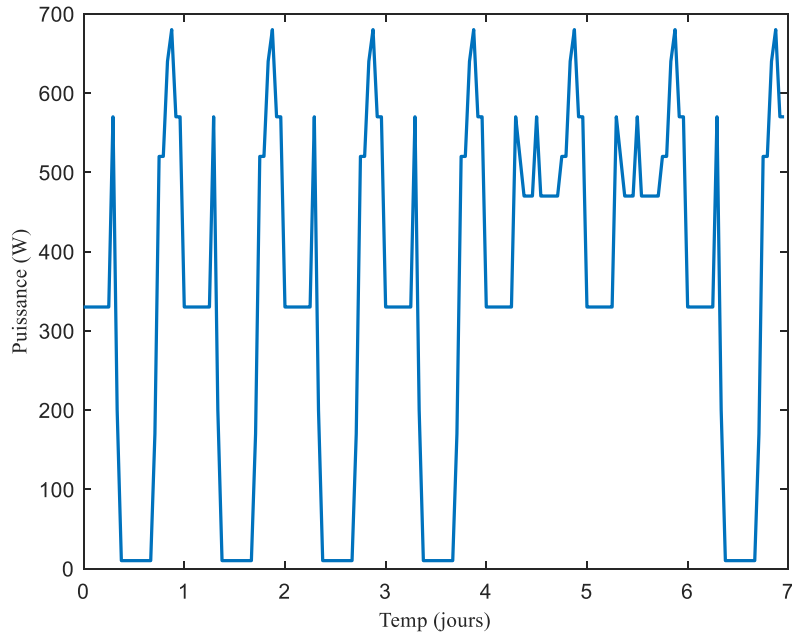


Figure 3.9 : Sollicitations intérieures pour une famille de quatre personnes

En ce qui concerne la ventilation, une valeur moyenne de 0.6 vol/h est considérée dans le système linéaire.

3.3.1.7. Tarifs d'électricité

Les tarifs électriques utilisés ainsi que les plages d'heures sont récapitulés dans le Tableau 3.4. Trois tarifs sont considérés dans cette étude à titre d'illustration : heures creuses et pleines et de pointe. La période de pointe est introduite avec un tarif correspondant au double de celui des heures pleines.

Tableau 3.4 : Tarification heures creuses, pleines et de pointe

	Heures creuses	Heures pleines	Heures de pointe
Horaire	0 h - 9 h	9 h - 17 h 22 h - 0 h	17 h - 22 h
Tarif du KWh	0,0863 €	0,1275 €	0,255 €

3.3.2. Algorithme de résolution

L'algorithme de résolution COBP opère par étapes :

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de bâtiment issu de COMFIE du cas d'étude.
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée du modèle de bâtiment.
- ✓ Initialisation de l'état du bâtiment après une mise en température.
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (solllicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet).

Étape 1 : Détection des plages de coût

- ✓ Évaluation des plages de coût de la tarification électrique.
- ✓ Identification des plages de stockage et d'effacement.

Étape 2 : Détection du temps de déclenchement du stockage

- ✓ Évaluation des temps de déclenchement t_d du stockage lors des plages dédiés (fonction *fmincon* de MATLAB). L'objectif est la minimisation du coût sur l'horizon d'optimisation en plus de l'horizon d'effet.
- ✓ Application des besoins de chauffage en dehors des plages de stockage.

Étape 3 : Mise en œuvre de la trajectoire optimale

- ✓ Application de la puissance maximale de chauffage sur les périodes de stockage identifiées de t_d à la fin de la plage de stockage.
- ✓ Calcul des besoins de chauffage en dehors des périodes de stockage.

3.3.3. Résultats

L'algorithme COBP est appliqué sur le cas d'étude présenté dans §3.1 pendant la 1^{ère} semaine de la saison de chauffe pour le calcul de la trajectoire optimale du chauffage en boucle ouverte. Une modèle réduit à l'ordre 3 est utilisé pour représenter la dynamique du bâtiment. L'état initial est obtenu en simulant une mise en température d'un mois ; l'état à la fin de celle-ci correspond à une température intérieure de 19 °C. L'horizon d'optimisation est de 7 jours et l'horizon d'effet est de 24 jours (une étude de sensibilité concernant ce choix sera présentée dans le prochain §).

La Figure 3.10 présente le profil de chauffage calculé par l'algorithme d'optimisation COBP. La trajectoire de puissance du chauffage est tracée, avec le tarif électrique appliqué sur l'axe secondaire. La stratégie consiste à stocker à pleine puissance pendant les heures creuses (plage de stockage) où le tarif électrique est le plus faible et appliquer les besoins de chauffage pour satisfaire une consigne minimale de température le reste du temps. L'effacement du chauffage est un cas particulier de l'application des besoins, quand la température de contrainte minimale est satisfaite sans nécessiter d'injection de puissance. La durée du stockage pendant les heures creuses varie d'un jour à un autre du fait des différences de solllicitations, en particulier les conditions extérieures de températures et de rayonnement solaire. Par exemple, le stockage démarre à 3h54 le premier jour, et à 1h12 le

troisième jour (l'ensemble des débits de stockage sont décrits dans le Tableau 3.5 en fonction du jour de l'optimisation).

Tableau 3.5 : Heures de déclenchement du stockage de chaleur pendant la 1^{ère} semaine de chauffe (COBP)

Jour	1	2	3	4	5	6	7
Heure de déclenchement	03:54	04:12	01:12	00:00	06:00	07:48	01:00

Grâce à la masse thermique du bâtiment, le stockage permet d'effacer plus de 99 % des heures de pointe où le tarif électrique est le plus élevé. Pour ce qui concerne les heures pleines, 96 % sont effacées pendant la semaine d'optimisation. Les besoins de chauffage pour maintenir la consigne de température minimale sont satisfaits en heure pleine mais également au début des heures creuses, aux pas de temps précédant le déclenchement du stockage à pleine puissance. Certains jours le stockage peut durer la totalité de la plage d'heures creuses, comme c'est le cas du quatrième jour.

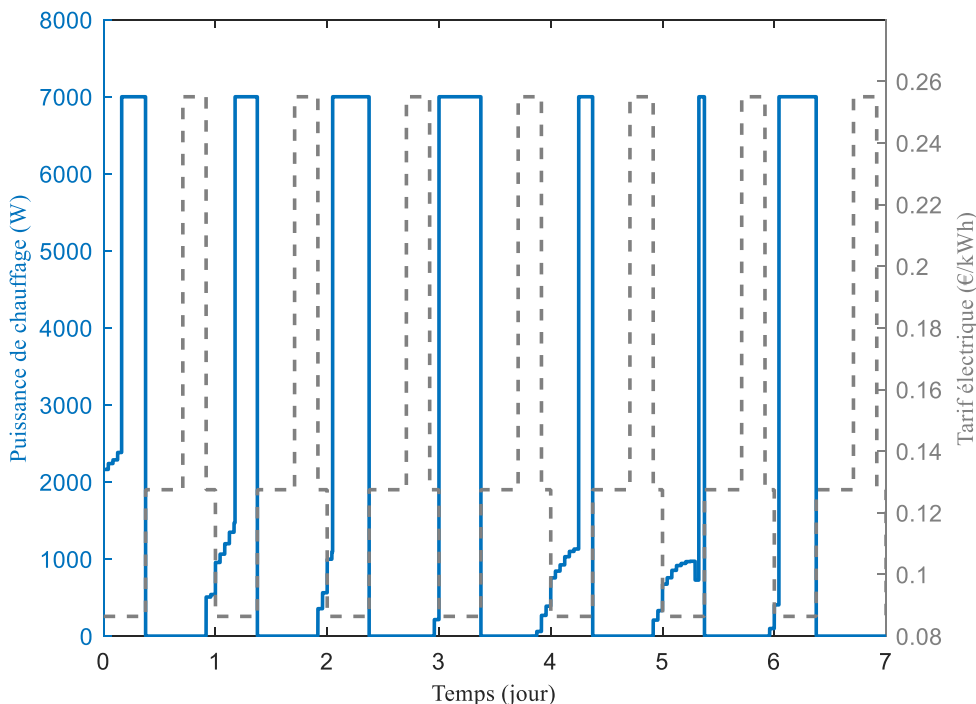


Figure 3.10 : Commande optimale de chauffage pendant la 1^{ère} semaine de chauffe

La Figure 3.11 illustre l'évolution de la température intérieure à la suite de l'application de la trajectoire de chauffage sur le modèle de bâtiment réduit. Au début de la journée (à minuit) la contrainte de température minimale est souvent maintenue constante à la suite de l'application des besoins de chauffage avant le début du stockage de chaleur. La température augmente ensuite progressivement pendant les périodes de stockage en heures creuses jusqu'à atteindre un pic de température (limité par la contrainte de puissance maximale) qui dépend des sollicitations en fonction des jours. Le premier jour ce pic de température est inférieur à 21,5 °C tandis qu'au quatrième jour il atteint 22 °C. Quand le chauffage est coupé la température diminue progressivement jusqu'à

atteindre la contrainte minimale de confort en fin de journée. L'effet des apports internes peut être observé par la légère augmentation de la température en heures pleines. Ces dômes de températures se produisent à partir de 18 h, lorsque les occupants reprennent leurs activités au sein du logement. La température est par la suite maintenue à une consigne de 19 °C jusqu'au prochain jour. Un léger effet de bord est constaté lors du dernier jour où la température intérieure n'atteint pas cette consigne. En effet, la COBP cherche à minimiser le coût du chauffage jusqu'à la fin de l'horizon d'effet suivant la période d'optimisation (24 jours d'effet après les 7 jours d'optimisation). Le stockage est alors maximisé pendant ce dernier jour pour réduire le coût sur le long terme en prenant en compte la dynamique du bâtiment au-delà de l'horizon d'optimisation.

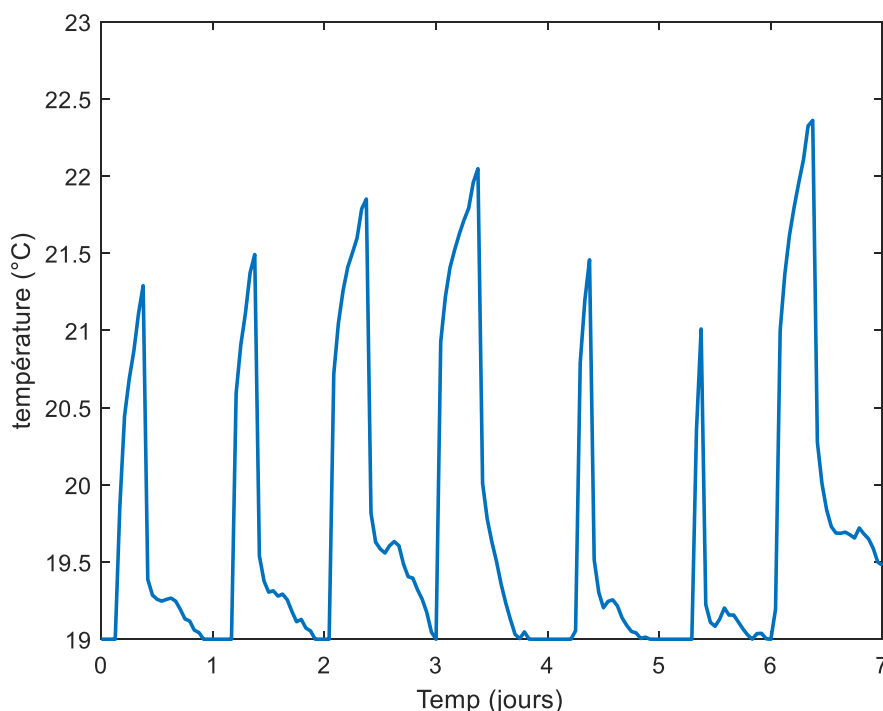


Figure 3.11 : Évolution de la température intérieure pendant la 1^{ère} semaine de chauffe

Le coût de la stratégie optimale de chauffage pour la première semaine de chauffe s'élève à 26,4 €. Par rapport à une régulation type thermostat où les besoins de chauffage sont appliqués pour maintenir une température intérieure de 19 °C le gain est de 15 %.

3.4. Analyse de sensibilité

Dans le cadre de la commande prédictive, qui sera mise en place par la suite, le calcul de la commande optimale est réitéré à chaque période d'échantillonnage (horizon de contrôle), il est alors nécessaire de déterminer les paramètres d'optimisation offrant les meilleures performances, que ce soit en terme de précision de résultats mais aussi de temps de calcul.

La recherche de la trajectoire optimale se fait sur un horizon d'optimisation fixe, avec une minimisation du coût qui s'applique sur une période incluant l'horizon d'optimisation et l'horizon d'effet. L'objectif de section est de déterminer ces paramètres en vue de mettre en place la commande prédictive avec le paramétrage approprié.

3.4.1. Horizon d'optimisation

La période d'échantillonnage de la commande prédictive est fixée à 24 h. Ainsi il est impératif d'avoir une commande optimale qui soit précise pendant le premier jour d'optimisation. Pour cela, plusieurs horizons d'optimisation sont testés, les résultats des 24 h premières heures sont comparés afin de déterminer quel horizon choisir. Les résultats reportés dans le Tableau 3.6 décrivent la comparaison des optimisations par rapport à une référence utilisant 24 jours comme horizon d'optimisation. La commande optimale est appliquée au cas d'étude décrit au §3.1 pour la première semaine de chauffage. Cette valeur représente trois fois la valeur de la plus grande constante de temps du bâtiment. Les optimisations sont comparées en termes d'écart moyen absolu entre les puissances de chauffage du premier jour, d'écart relatif sur le coût du premier jour et de temps de calcul sur l'horizon choisi.

Il peut être constaté que plus l'horizon d'optimisation augmente moins l'écart à la référence (qui a été déterminée avec un horizon d'optimisation de 24 jours) et la variation du coût sont importants, atteignant des valeurs négligeables à partir de l'horizon de quatre jours. En effet, un horizon d'un jour ou de deux jours n'est pas suffisant pour déterminer une stratégie qui anticipe les changements futurs des sollicitations. Dans ces cas, la planification peut engendrer un stockage de chaleur plus important que nécessaire ce qui induit un surcout. Il est clair qu'un horizon de 1 ou 2 jours est à exclure. Par ailleurs, les valeurs d'écart et de variation du coût semblent converger au-delà des 4 jours d'horizon d'optimisation. Cela démontre qu'il existe bien un horizon minimal qui permette d'assurer un résultat fiable. Pour ce qui s'agit du temps de calcul, celui-ci augmente avec l'horizon d'optimisation.

De manière générale, il est plus judicieux de choisir un horizon de 4 ou 5 jours qui permettent d'éviter le manque d'anticipation qu'un horizon plus court impose. Par ailleurs, un horizon de 8 jours constitue le meilleur choix en terme de précision des résultats. Seulement dans la perspective d'une implémentation de la commande optimale en boucle fermée et à l'échelle multizone, le temps de calcul représente un indicateur important pour cette thèse.

Le choix de l'horizon d'optimisation se base alors sur un compromis entre précision des résultats par rapport la référence (utilisant un long horizon d'optimisation) et temps de calcul pour les implémentations futures. La commande prédictive va réitérer le calcul de la commande optimale sur de longue période allant jusqu'une saison de chauffe complète, il est primordial de choisir l'horizon d'optimisation qui permettra de réduire au maximum les temps de calcul. Ainsi, l'horizon de 5 jours semble être un bon compromis. Dans ce cas, il représente un horizon minimal qui permette un écart à la référence acceptable avec un gain de temps par rapport à l'horizon de 8 jours.

En pratique, ce choix d'horizon d'optimisation doit être confirmé en boucle fermée pendant l'implémentation de la commande prédictive. Par ailleurs, l'étude est conduite pour une semaine en

début de la saison de chauffe. Il serait intéressant de la tester pour d'autre condition climatique afin de confirmer le choix des 5 jours pour l'horizon d'optimisation.

Tableau 3.6 : Résultats de l'analyse de sensibilité à l'horizon d'optimisation

Horizon d'optimisation (jour)	Écart moyen absolu sur les puissances (W)	Ecart relatif sur le coût (%)	Temps de calcul (secondes)
1	955,5	47,55	7
2	955,5	47,55	7
3	37,1	1,47	7
4	7,3	0,29	8
5	7,6	0,25	9
6	3,9	0,12	11
7	3,9	0,12	12
8	0,1	0,01	12

3.4.2. Horizon d'effet

L'horizon d'effet joue un rôle dans le calcul de la commande optimale qui permet de prendre en compte les effets à long terme du stockage de chaleur introduit par la stratégie optimale de chauffage. Il s'agit dans ce paragraphe de déterminer la durée appropriée de l'horizon d'effet de manière à ce que la dynamique du bâtiment au-delà de sa plus grande constante de temps soit prise en compte. Pour cela, la commande optimale est calculée en variant l'horizon d'effet. Les besoins de chauffage appliqués selon la stratégie de contrôle optimal pendant l'horizon d'effet sont comparés aux besoins de la stratégie de régulation classique. L'objectif est de déterminer la durée au bout de laquelle les besoins de chauffage convergent. Pour cela, la somme des besoins de chauffage appliqués consécutivement à la stratégie optimale est comparée à la somme des besoins de chauffage selon la stratégie de régulation classique pendant l'horizon d'effet. En effet, les trajectoires de chauffage ne sont pas les mêmes pendant l'horizon d'optimisation et il s'agit d'évaluer l'évolution des besoins pendant l'horizon d'effet considéré. Les résultats sont reportés dans le Tableau 3.7 pour une application de la commande optimale sur la première semaine de chauffage utilisant un horizon de 7 jours ; les horizons choisis varient de une à cinq fois la plus grande constante de temps du bâtiment. Le coût de la stratégie optimale pendant la semaine (sur l'horizon d'optimisation) est le même indépendamment de l'horizon d'effet utilisé. En revanche, l'écart entre les besoins diminue avec l'augmentation de l'horizon d'effet. Pour l'horizon de 8 jours (égal à la plus grande constante de temps du bâtiment) l'écart atteint 8 %, il est divisé par deux lorsque l'horizon d'effet est doublé. Ensuite l'écart se stabilise à partir d'un horizon correspondant à trois fois la plus grande constante de temps (ce qui correspond à un écart de 5% de l'état avec le régime permanent pour un système du 1^{er} ordre soumis à un échelon).

Tableau 3.7 : Résultats de l'analyse de sensibilité à l'horizon d'effet

Horizon d'effet (jour)	Coût de la stratégie	Ecart entre besoins (%)
8	6,7	8
16	6,7	4
24	6,7	3
32	6,7	3
40	6,7	2

Les stratégies comparées sont initialisées de la même manière, il s'agit alors de déterminer la période nécessaire pour converger vers un même état final. La supposition a été faite que lorsque les besoins de chauffage convergent alors les états finaux sont similaires à ceux de la stratégie classique de régulation. Selon Bellman, si plusieurs stratégies arrivent au même état alors il suffit de garder celle qui minimise le coût et d'éliminer les autres. Dans ce sens, il est nécessaire de s'assurer d'arriver à un même état final afin de confirmer l'optimalité de la stratégie appliquée. Ainsi la stratégie de gestion optimale réduit effectivement le coût par rapport à une stratégie classique de régulation.

4. Résolution de la commande prédictive monozone

La COBP (Commande Optimale basée sur Pontriaguine et Bellman) définit le calcul de commande optimale en boucle ouverte sur un horizon d'optimisation fixe (non glissant) sans retour d'état ni mise à jour du calcul après une période d'échantillonnage. La commande prédictive définit le calcul de commande optimale en boucle fermée, i.e. après la mise en œuvre d'un retour d'état à la fin d'une période d'échantillonnage (horizon de contrôle) à l'issue de laquelle le calcul est actualisé permettant d'avancer sur un horizon glissant. La CPBP (Commande Prédictive basée sur Pontriaguine et Bellman) utilisant la méthode de résolution détaillée a été présentée au §2.

La commande prédictive permet de prendre en considération les erreurs de modélisation liés à l'écart entre un modèle réduit et complet ou à des grandeurs tels que les ponts thermiques qui ne sont pas considérés. Elle permet également de prendre en compte les perturbations de prévisions des sollicitations extérieures et intérieures qui ne sont pas parfaitement connues à l'avance. Par ailleurs, l'état est estimé à partir de la température intérieure, or l'erreur d'estimation peut également être considéré. Pour cela, afin de tirer profit des avantages qu'offre la commande prédictive, deux outils supplémentaires s'ajoutent au processus résolution en boucle fermée : un observateur d'état et un régulateur. L'objectif est à terme d'obtenir une stratégie de gestion optimale robuste qui prenne en compte les imprécisions liées à l'estimation de l'état et aux incertitudes de prévision concernant l'occupation et la météo.

4.1. Observateur d'état

L'algorithme de résolution CPBP est adapté de manière à prendre en compte les erreurs d'estimation, lors du retour d'état pour le calcul de la commande optimale en boucle fermée. En effet,

la condition initiale du bâtiment x_0 n'est pas mesurable. L'état du bâtiment est décrit à partir de la température intérieure du bâtiment simulée par le modèle dynamique réduit. L'algorithme estime alors un état du bâtiment avec comme seule information la température d'air intérieur de la zone thermique simulée. La température intérieure de référence, représentant la trajectoire optimale calculée par l'algorithme, diffère de la température réelle du bâtiment. Celle-ci peut être mesurée expérimentalement sur site, mais dans ce cadre d'expérience numérique, la température réelle (ou mesurée) considérée correspond à l'application de la trajectoire optimale sur le modèle de bâtiment complet (mesure virtuelle). Bien que la réduction par réalisation équilibrée préserve un maximum d'information du modèle de bâtiment, des écarts existent entre le modèle réduit et le modèle complet. Il convient alors de prendre en compte les écarts de modélisation induits par la réduction du modèle, qui en particulier présente un déphasage quant à la réponse au flux solaire vitré (cf. §3.2).

L'observateur reconstruit alors l'état du bâtiment à partir de la sortie $y(t)$ du modèle complet (qui représente le système réel) considérée comme la température mesurée et de l'entrée $u(t)$ représentant la commande de chauffage calculée par le modèle réduit lors de la planification de la trajectoire optimale. L'observateur asymptotique (Figure 3.12) estime l'état en modifiant la dynamique du bâtiment et en introduisant un terme d'erreur d'observation (Robillart, 2015).

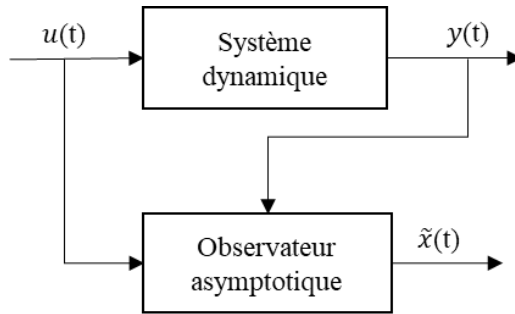


Figure 3.12 : Principe de l'observateur d'état

Soit le système dynamique linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) \\ y(t) = C x(t) \end{cases} \quad (3.9)$$

L'observateur recopie la dynamique afin d'estimer l'état $x(t)$ en fonction de l'entrée $u(t)$ du modèle et de sa sortie $y(t)$. La dynamique du nouvel état estimé $\tilde{x}(t)$ se réécrit :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = A \tilde{x} + B u + L (y - \tilde{y}) \\ \tilde{y} = C \tilde{x} \end{cases} \quad (3.10)$$

En remplaçant \tilde{y} par son expression :

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = A \tilde{x} + B u + LC (x - \tilde{x}) \\ \tilde{y} = C \tilde{x} \end{cases} \quad (3.11)$$

Il s'agit de déterminer la matrice de gain L de façon à ce que l'état estimé \tilde{x} converge vers l'état réel x . Pour cela une erreur d'estimation est introduite $e = x - \tilde{x}$, sa dynamique s'écrit :

$$\dot{e} = (A - LC)e \quad (3.12)$$

La différence $(y - \tilde{y})$ entraîne la mise à jour de l'estimation \tilde{x} à travers le gain L de manière à ce que l'état estimé converge vers l'état réel du bâtiment et que l'erreur tende vers zéro. Pour cela les valeurs propres de $(A - LC)$ décrivant sa dynamique doivent être strictement négatives. Ces

valeurs propres représentent les pôles de l'observateur d'état. Par ailleurs, la dynamique de l'erreur d'estimation doit être plus rapide que celle du système observé.

Il est important de préciser que l'implémentation de l'observateur d'état nécessite que les matrices A et C soient observables. La notion d'observabilité signifie qu'il est possible à n'importe quel instant t_1 de décrire l'état initial $x(t_0) = x_0$ à partir de la commande u et la sortie y définies dans l'intervalle de temps $[0, t_1]$. Dans le cadre de cette thèse le modèle thermique dynamique utilisé assure la commandabilité et l'observabilité du système étudié.

Dans la pratique, les pôles de l'observateur (valeurs propres de $A - LC$) sont définis grâce à la fonction « sisotool » de Matlab qui elle permet d'accéder à l'outil « *Root Locus* ». Celui-ci permet de placer les pôles d'une fonction de transfert à laquelle peut être ajouté un gain proportionnel L . Afin de vérifier les conditions de l'observateur décrites dans le paragraphe précédent, le pôle dominant de celui-ci doit se situer plus à gauche que celui du système (valeurs propres de la matrice A) :

$$Re(\lambda_{A-LC}) < Re(\lambda_A) \quad (3.13)$$

λ décrit les valeurs propres de la matrice considérée.

Le chauffage est utilisé comme unique entrée du système. Après avoir déterminé les pôles, les valeurs de la matrice de gain L peuvent être construites. Cette opération ne nécessite qu'une seule manipulation par un cas d'étude (L reste fixe).

Une trajectoire optimale de chauffage est calculée à partir du modèle réduit à l'ordre 3 en supposant que les données de sollicitations sont parfaitement connues à l'avance (pas d'erreurs de prévisions) : c'est l'entrée u de l'observateur. La sortie y est la température simulée à la suite de l'application de la commande optimale.

Sont représentés sur la Figure 3.13 en bleu l'évolution des trois composantes de l'état dit réel du bâtiment $x(t)$. Ce dernier résulte de l'application de la trajectoire de puissance optimale sur le modèle réduit à l'ordre 3. En orange sont reportées les courbes d'évolution des composantes de l'état estimé grâce à l'observateur d'état. Le gain L , qui représente la correction d'observation appliquée, est alors pris en compte dans la simulation de la dynamique observée/estimée du bâtiment $\tilde{x}(t)$.

L'évolution des états est représentée sur une durée de sept jours, en partant de deux états initiaux différents dans le but d'évaluer le temps de convergence de l'observateur. L'état initial de la dynamique dite réelle supposée parfaitement connue est un état décrivant une température intérieure de 19 °C. La dynamique estimée (avec l'observateur) est initiée à zéro, cet état est volontairement erroné. La différence d'initialisation est défavorable dans le but d'estimer le temps maximal de convergence de l'observateur.

Il peut être déduit que la convergence est obtenue après environ trois jours. Les états (estimé et réel) sont par la suite confondus et l'erreur à la fin de la semaine converge vers une valeur nulle. Cela démontre qu'afin d'assurer la convergence de l'observateur d'état il est nécessaire de disposer de données de sollicitations (internes et externes) sur une durée de quatre jours au minimum. En pratique, lors du démarrage du calcul de la commande prédictive, l'état initial réel du bâtiment est inconnu. Après un certain temps (quelques jours), pendant le fonctionnement courant du calcul, l'erreur entre les états initiaux estimé et réel devient négligeable. La convergence de l'observateur

dans ce cas est plus rapide car l'écart d'estimation entre l'état réel et estimé en fonctionnement courant reste faible.

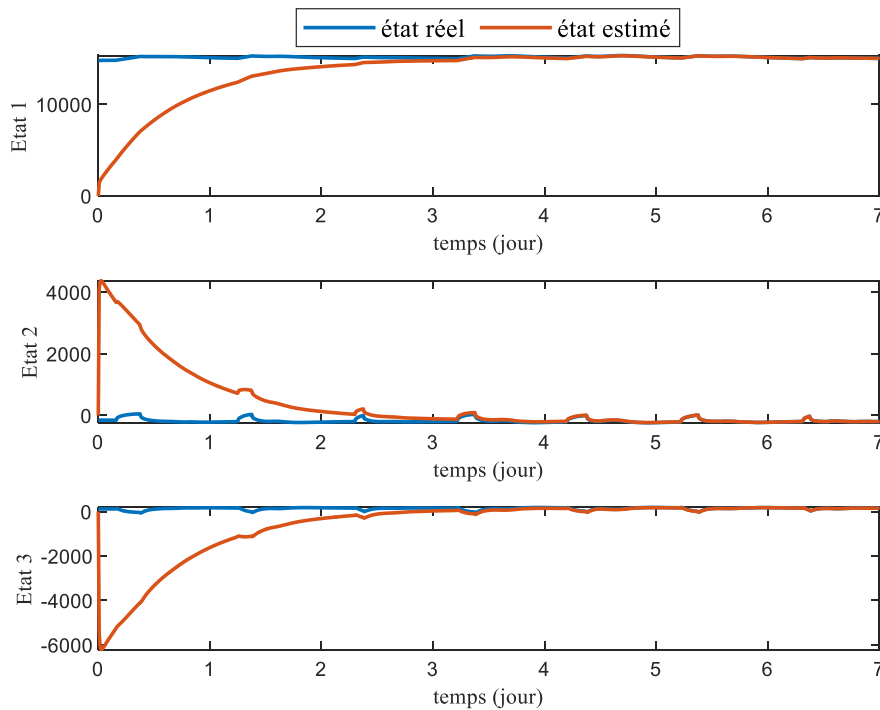


Figure 3.13 : Comparaison entre état réel et estimé (observateur)

4.2. Suivi de trajectoire

Le calcul de la commande optimale présenté précédemment s'est basé sur un modèle de bâtiment réduit par réalisation équilibrée et des données de prévisions météorologiques et d'occupation supposées parfaitement connus à l'avance. Mais l'application de la stratégie de gestion sur un bâtiment réel avec des sollicitations réelles peut provoquer une évolution de la température intérieure différente de celle simulée avec des prévisions incertaines sur un modèle réduit. Un régulateur doit alors être mis en œuvre afin d'opérer un suivi de trajectoire qui corrige celle-ci en fonction des erreurs de prévisions des sollicitations ainsi que l'écart entre la température simulée et la température réelle.

La température intérieure de référence, représentant la trajectoire optimale calculée par l'algorithme COBP, diffère de la température réelle du bâtiment. Celle-ci ne pouvant être mesurée dans cette expérimentation virtuelle, la température résultante de l'application de la trajectoire optimale sur un modèle complet est choisie comme température mesurée (ou réelle).

Dans la pratique, les erreurs de modélisation sont plus importantes que les écarts entre les modèles réduit et complet présenté ici. En effet, des erreurs sur les grandeurs tels que les infiltrations ou les ponts thermiques peuvent accentuer ces écarts entre la simulation et l'observation. Il serait envisageable de considérer un écart plus important lié à la modélisation afin d'évaluer d'avantage le

régulateur. L'utilisation de données de mesure est une perspective d'autant plus intéressante afin de faire le lien entre la simulation et l'application pratique.

Le rôle du régulateur est d'opérer un suivi de trajectoire afin de corriger la commande de chauffage selon les écarts de modélisation et de prévisions des sollicitations (Figure 2.7).

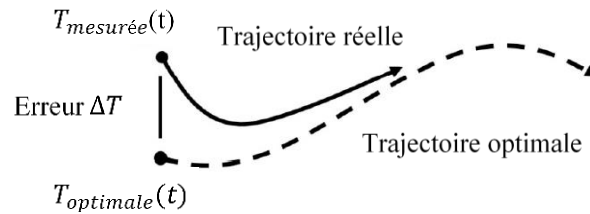


Figure 3.14 : Principe de suivi de trajectoire (Robillart, 2015)

Un régulateur classique est composé d'un capteur qui mesure une grandeur (température, pression, etc.), d'un régulateur qui compare la mesure à un point de consigne et d'un organe de réglage qui influence la grandeur mesurée selon une loi de commande imposée. Celle-ci peut être une action proportionnelle (P), dérivée (D) ou intégrale (I).

Le régulateur choisi dans ces travaux est de type PI (Proportionnel-Intégral). L'organe de régulation s'adapte proportionnellement à la commande, traite l'erreur rémanente et résout les écarts liés à la régulation proportionnelle. La structure du régulateur est la même que celle décrite dans les travaux de Robillart (2015):

$$\begin{cases} e(t) = T_{consigne}(t) - T_{mesurée}(t) \\ P_{reg}(t) = Sat(P_{ref}(t) + K \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt \right]) \end{cases} \quad (3.14)$$

- K est le gain proportionnel.
- T_i est le temps de d'intégration.
- Sat est la fonction de saturation, permettant de continuer à respecter les contraintes minimale et maximale de commande, définie par :

$$\begin{cases} Sat(s) = Pmax & si s > Pmax \\ Sat(s) = s & si s \in [Pmin, Pmax] \\ Sat(s) = Pmin & si s < Pmin \end{cases} \quad (3.15)$$

En pratique, les paramètres du régulateur sont déterminés grâce à l'outil « PID Tuner » de Matlab. Celui-ci permet de régler automatiquement les paramètres du contrôleur (K et T_i) pour un système SISO⁵ afin d'atteindre un équilibre entre performance et robustesse. Le paramétrage du contrôleur peut être affiné de manière interactive en fonction des préférences (suivi de la consigne ou rejet des perturbations ou les deux).

Dans les travaux de Robillart (2015), le régulateur est actionné pour le suivi de la trajectoire de température de référence calculée par l'algorithme de résolution de la commande optimale. La température mesurée (issue de l'application de la commande optimale sur un modèle complet) est

⁵ Single input Single output : système à entrée et sortie unique

utilisée pour calculer l'erreur régissant l'équation du régulateur. Ce dernier corrige la puissance en sortie de l'optimisation, effectuée avec le modèle réduit et en boucle ouverte, de façon à ce que la température mesurée (simulée avec le modèle complet) suive la température de issue de l'optimisation sur modèle réduit. Toutefois, cette application est susceptible de modifier la trajectoire de chauffage pendant les heures de stockage et d'entraîner des consommations pendant les heures pleines et de pointe, ce qui à terme augmente le coût de la stratégie et introduit une sous-optimalité liée aux erreurs de modélisation et de prévisions.

Le régulateur PI doit alors être adapté de façon à considérer les périodes de stockage et d'effacement. Le suivi de trajectoire ne se fait plus sur la base de l'erreur entre l'application de la puissance de référence sur les modèles complet et réduit mais sur la base d'un suivi des contraintes de température. En effet, le régulateur n'est actionné que lorsque les contraintes thermiques de confort risquent de ne pas être respectées. Ainsi, pendant les périodes de stockage, la puissance de référence (P_{max}), est appliquée sauf si la température mesurée excède la température maximale de confort. Le régulateur corrige alors la puissance afin de respecter la consigne maximale de température. Pendant les périodes de satisfaction des besoins de chauffage (heures pleines et de pointe) le régulateur n'est activé que lorsque la contrainte minimale de température est atteinte. La consigne à suivre devient alors la température limite de confort (T_{max} ou T_{min}) et l'erreur régissant le régulateur est la différence entre cette dernière et la température « mesurée » (c'est-à-dire évaluée avec le modèle complet).

Dans le cas d'un régulateur PI appliqué au système de bâtiment, le choix des paramètres se fait sur la base d'un contrôleur robuste autorisant peu de dépassement de la consigne. En effet, le régulateur vient corriger la puissance de référence en s'assurant que les contraintes de températures de confort soient respectées. Le temps de réponse (qui représente le temps pour atteindre l'intervalle $\pm 5\%$ de la variation de la température de consigne) doit être assez rapide. Seulement, le choix du paramètre reste limité. En effet, un temps de réponse trop rapide fait augmenter le gain ce qui risque d'engendrer d'importantes oscillations de la puissance. Celle-ci devient plus sensible aux perturbations ce qui peut entraîner des variations très rapides autour de la consigne. Ce compromis mène à un gain proportionnel élevé permettant au régulateur de corriger la trajectoire de puissance de manière rapide et robuste, et cette correction est complétée par la composante intégrale dans l'équation (2.46).

4.3. *Schéma complet de la boucle fermée de la CPBP*

La commande prédictive, selon l'approche de stratégie de gestion optimale en boucle fermée, intègre une procédure de calcul permettant d'une part d'estimer un retour d'état incluant les erreurs d'observation et de modélisation, et d'autre part d'apporter un suivi de la trajectoire optimale en intégrant ces erreurs. Le fonctionnement complet est représenté ci-dessous.

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de bâtiment issu de COMFIE du cas d'étude.
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée du modèle de bâtiment.
- ✓ Définition des sollicitations extérieures et intérieures
- ✓ Initialisation de l'état du bâtiment après une mise en température.
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (horizons d'optimisation et d'effet).

Étape 1 : Planification de la trajectoire optimale (COBP)

- ✓ Identification des plages de coût de la tarification électrique.
- ✓ Détermination des temps de déclenchement du stockage.
- ✓ Mise en œuvre de la trajectoire optimale en fonction des t_d .

Étape 2 : Suivi de trajectoire

- ✓ La puissance en sortie d'optimisation calculée à l'étape 1 est appliquée au modèle de bâtiment complet pour évaluer une température « mesurée » (mesure virtuelle, qui a vocation à être remplacée par une mesure réelle dans les applications futures).
- ✓ Le suivi de trajectoire avec le régulateur PI n'est activé que lorsque les contraintes de confort thermique ne sont pas respectées. La puissance optimisée est alors corrigée en fonction de l'erreur calculée entre la température mesurée et la consigne déterminée par la trajectoire optimale de chauffage. Ainsi pendant les périodes de stockage l'erreur est calculée entre la sortie du modèle complet pour la contrainte maximale (24 °C). De même pendant les périodes d'effacement de chauffage, l'erreur est la différence entre la température « mesurée » (résultat du modèle complet) et la contrainte minimale (19 °C) (Cf. Figure 3.15).

Le suivi de trajectoire est appliqué pour que les contraintes de confort soient respectées et est limité aux 24 h de l'horizon de contrôle du fait que seulement une partie de la séquence de commande n'est appliquée avant la mise à jour.

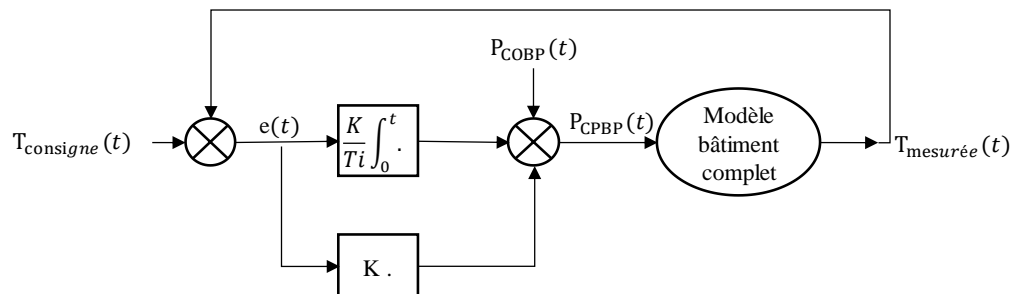


Figure 3.15 : Schéma de fonctionnement du régulateur PI

Étape 3 : Observateur d'état

- ✓ L'état du bâtiment est estimé à la suite de l'application de la stratégie calculée sur l'horizon de contrôle.
- ✓ La température mesurée est simulée en appliquant la commande optimale calculée avec le modèle réduit P_{ref} . C'est la sortie du modèle dans l'observateur T_{mes} (Figure 3.16).

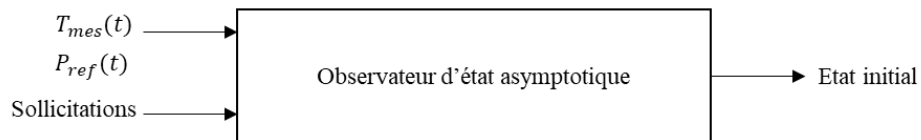


Figure 3.16 : schéma de fonctionnement de l'observateur d'état

- ✓ L'observateur d'état basé sur la dynamique du modèle réduit estime l'état du bâtiment en prenant en compte le gain issu de l'observation. L'état à la fin de l'horizon de contrôle sert à l'initialisation de la prochaine séquence de commande optimale.

Étape 4 : Mise à jour

- ✓ L'état final en sortie de l'observateur est récupéré.
- ✓ Le calcul de la prochaine séquence de trajectoire est réinitialisé en avançant d'une période de contrôle.
- ✓ Les sollicitations et la structure de coût, sur l'horizon glissant, sont mises à jour.
- ✓ Passage à la période de contrôle suivante, étape 1.

4.4. Résultats

La méthode de résolution de la commande prédictive (CPBP) est appliquée au cas d'étude décrit au §3.1. L'algorithme de résolution est implémenté suivant le schéma en boucle fermée décrit dans §4.3. L'observateur d'état est intégré à la suite de la détermination des pôles et le régulateur est activé avec un gain proportionnel fixé à $K = 2,3722 \cdot 10^4 \text{ W/}^\circ\text{C}$ et un temps d'intégration $T_i = 356 \text{ s}$. Ce paramétrage est déterminé suivant la démarche décrite au §4.2. La stratégie est considérée pour des données de sollicitations parfaites ainsi seulement des erreurs d'observation et de modélisation seront prises en compte. À la suite du calcul de la trajectoire optimale, l'état estimé par l'observateur à la fin de l'horizon de contrôle est utilisé comme initialisation de la prochaine séquence de commande. Pour rappel, le choix de l'application de l'étape 1 sur un modèle réduit d'ordre 3 est justifié par le temps de calcul fortement diminué par rapport au modèle complet.

Sont représentés sur les Figure 3.17 et Figure 3.18 les résultats de l'application de la CPBP sur le cas d'étude présenté au §3.1 pendant la première semaine de chauffe en octobre. L'horizon d'optimisation est de 5 jours, l'horizon d'effet est de 24 jours et l'horizon de contrôle est de 24 h. Le

choix de l'horizon d'optimisation a été confirmé en boucle fermée où des gains de coût inférieurs à 0.01 % ont été constatés si l'horizon d'optimisation est allongé davantage.

Le coût de la stratégie sur la semaine s'élève à 23,3 €. La trajectoire de chauffage tracée dans la Figure 3.17 est similaire à celle calculée en boucle ouverte. Les heures de pointe sont effacées à hauteur de 99,8 % et les heures pleines à hauteur de 95,3 %. La stratégie consiste alors en un stockage de chaleur caractérisé par l'application de la puissance maximale pendant les heures creuses où le tarif électrique est le plus faible (plage de stockage). La durée du stockage varie d'un jour à un autre du fait des différentes sollicitations. Les heures de pointes sont effacées ainsi que la majorité des heures pleines. Des besoins de chauffage sont appliqués pendant certaines heures pleines ainsi qu'au début des plages de stockage (précédant le déclenchement du stockage) afin de maintenir la consigne minimale de température. Le profil des températures intérieures dans la Figure 3.18 représente l'application de la commande optimale sur le modèle complet. Dans le cas de présence d'erreurs de prévision des sollicitations, des différences auraient été remarquées entre la température en sortie d'optimisation (COBP) avec le modèle réduit et la température simulée par modèle complet du fait de la correction du régulateur sur la commande initialement calculée. Mais comme dans cette expérimentation virtuelle les prévisions sont supposées parfaites, aucune différence ne sera notée du fait de la convergence de l'observateur, qui pour des conditions aux limites similaires fait converger l'état estimé (par le modèle réduit) vers l'état réel du bâtiment (simulé par le modèle complet). La CPBP sera employée dans une prochaine partie sur différentes applications qui permettront de démontrer l'utilité du retour d'état face aux incertitudes des prévisions des sollicitations.

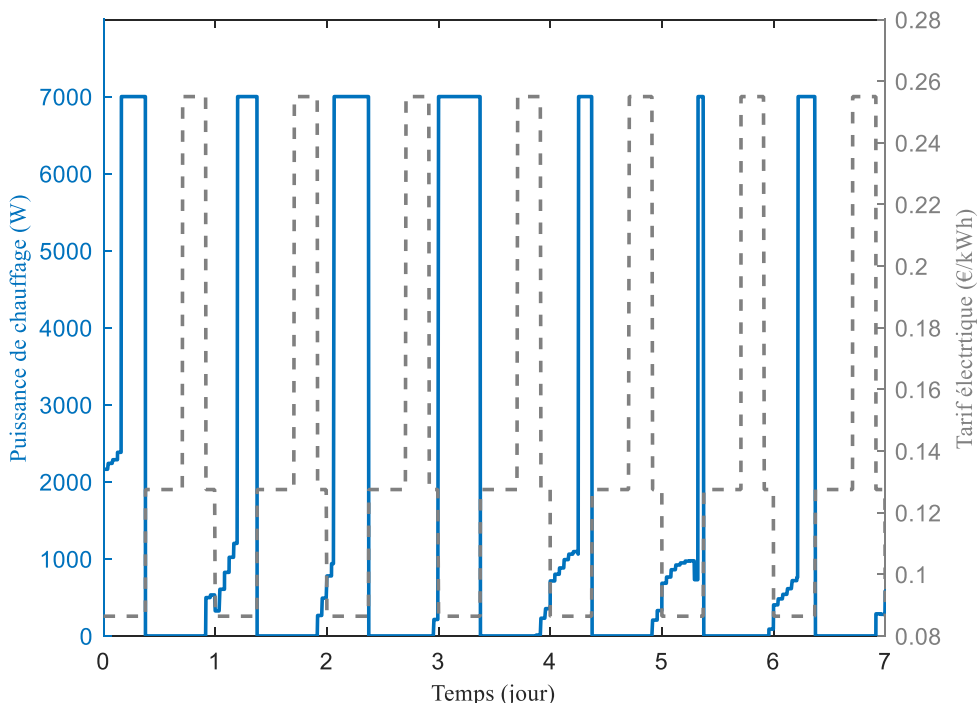


Figure 3.17 : Commande prédictive de chauffage en schéma complet en supposant les sollicitations parfaitement connues (1^{ère} semaine de la saison de chauffe)

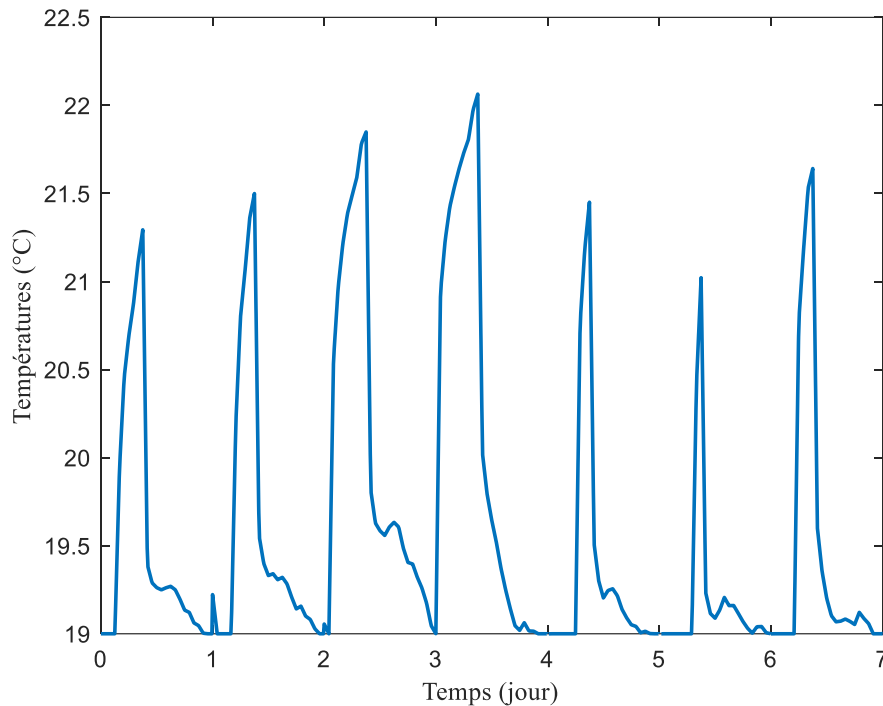


Figure 3.18 : Température intérieure résultant de l'application de la CPBP sur la 1^{ère} semaine de la saison de chauffe en supposant les sollicitations parfaitement connues

Les résultats de la commande prédictive durant la saison de chauffe sont représentés dans le Tableau 3.8. La part des consommations des heures pleines et de pointe est inférieure à celle sur la première semaine de la saison de chauffage car un stockage en heures pleines est nécessaire pendant certaines périodes durant lesquelles le stockage de chaleur en heures creuses ne suffit pas. Cela arrive lorsque les conditions climatiques sont plus rudes : la température extérieure baisse et les apports solaires sont moindres. La stratégie de gestion optimale est comparée à une stratégie de régulation classique de type thermostat : qui applique les besoins chauffage afin de maintenir une consigne de température de 19 °C à tout moment. Le gain en terme de facture produit par la CPBP s'élève à 26 %.

Tableau 3.8 : Comparaison des résultats de la CPBP en fonction du type de retour d'état appliqué sur la saison de chauffe

	CPBP	Régulation classique
Coût de la stratégie	877,9 €	1189,4 €
Effacement des heures de pointe	-98,4 %	0 %
Effacement des heures pleines	-82,6 %	0 %

5. Validation par rapport à la référence

Une méthode de résolution du problème de la commande optimale basée sur le principe de Pontriaguine et utilisant les méthodes de pénalisation a été proposée dans des travaux antérieurs.

L'application de celle-ci a présenté des difficultés qui ont été discutées dans le chapitre précédent. Du fait de la nouveauté de la CPBP, une comparaison est nécessaire afin de valider cette méthode. La méthode appelée CPP, détaillée au §4.1 du chapitre précédent, est adoptée comme référence. Cette méthode applique le principe de Pontriaguine qui fournit une solution optimale théorique qui a fait ses preuves (Robillart, 2015).

La CPP suit le principe du minimum de Pontriaguine qui cherche à minimiser l'hamiltonien. Les contraintes d'état et de commande sont gérées avec les méthodes de pénalisation. Celles-ci résolvent un problème sans contrainte qui s'approche du problème contraint en associant un coût très élevé au non respect des contraintes.

Cette section traite de la validation de la CPBP par rapport à la CPP en appliquant le nouvel algorithme avec le solveur BVPDAE (au lieu du BVP5C). Cette validation suit le schéma complet de la commande prédictive (§4.3) et qui est implémentée sur la CPP de façon identique à la CPBP. L'horizon d'optimisation utilisé est de 5 jours pour la CPBP et de 3 jours pour la CPP. L'optimisation est appliquée en supposant que les sollicitations (occupation et météo) sont parfaitement connues à l'avance.

Sur la Figure 3.19 sont superposés les résultats des stratégies obtenues par les deux méthodes pendant la première semaine de chauffe. Considérant une structure du coût électrique répétitive (cf. Tableau 3.4), la solution consiste à stocker de l'énergie pendant les périodes où le tarif est favorable (heures creuses) afin d'effacer les consommations de chauffage pendant les heures où les tarifs sont plus élevés (heures de pointe). Le stockage se fait à pleine puissance, les besoins appliqués en dehors des périodes de stockage servent à maintenir la température intérieure à la consigne minimale. Par ailleurs, les heures creuses sont majoritairement effacées. De manière globale, les stratégies sont similaires, les périodes de stockage coïncident et l'effacement est identique pour les deux méthodes.

La Figure 3.20 reporte les profils de température intérieure résultant de l'application de la CPBP et de la CPP. Ces profils suivent une même dynamique de montée de température en période de stockage, de maintien de la température de confort minimale pendant les périodes d'effacement (où la température est au-dessus de la consigne) et de satisfaction des besoins (où la température est maintenue à la consigne). Des petits pics de température sont observés aux début des journées dans le profil de température issu de la CPP : ils sont liés la résolution numérique de la commande optimale. En effet, un pic de puissance est constaté dans la trajectoire de chauffage au début des heures creuses, cela est dû à la discontinuité du tarif électrique (changement du tarif heures pleines en heures creuses à minuit tous les jours). Ce pic sert également à s'éloigner de la température minimale. En effet, si l'état initial lors du calcul en boucle fermée de la commande optimale s'approche trop des 19 °C, l'algorithme utilisant la méthode de pénalisation (CPP) ne converge pas et aucune solution optimale n'est calculée.

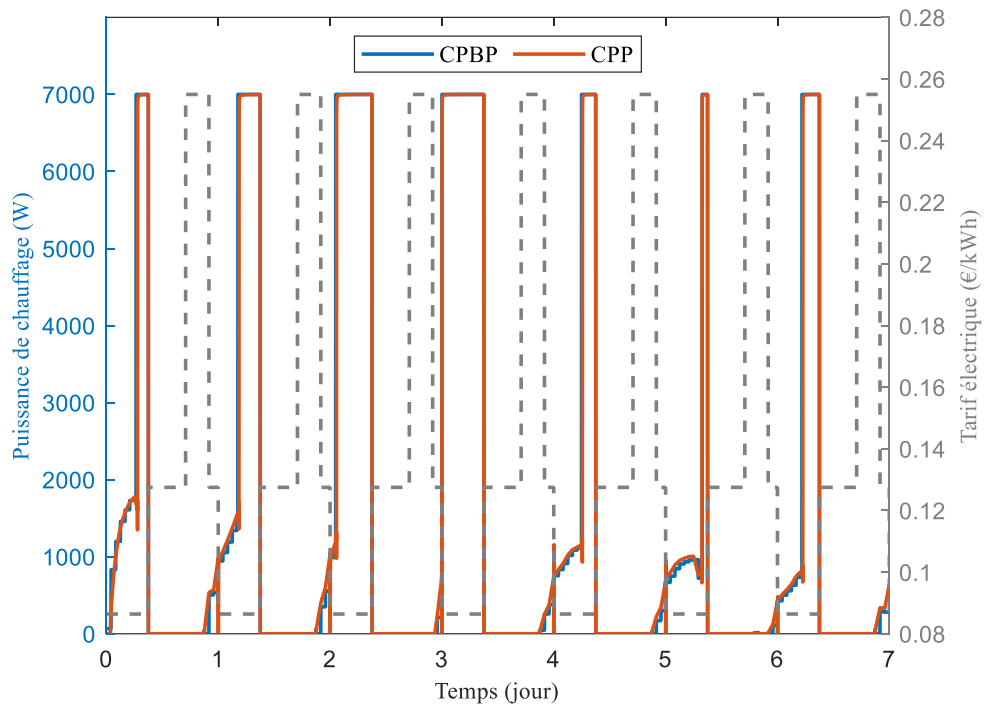


Figure 3.19 : Comparaison des trajectoires de chauffage optimales de la CPBP et de la CPP pendant la première semaine de chauffe

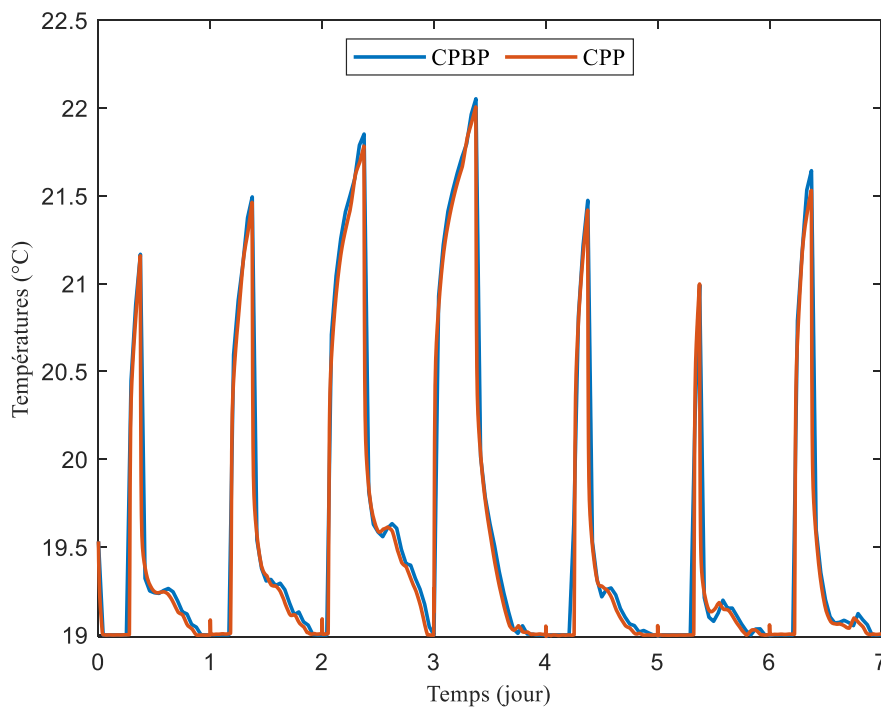


Figure 3.20 : Comparaison des profils de température intérieure en sortie de la CPBP et de la CPP

Cette différence entre les commandes va imposer une dynamique distincte qui peut être observée dans les profils de température.

Le tableau 3.9 ci-dessous donne pour les deux méthodes le coût sur la 1^{ère} semaine de chauffe, l'économie par rapport à une régulation classique (thermostat sans hysteresis), et le temps de calcul.

Tableau 3.9 : Comparaison des résultats de la CPP et de la CPBP sur la première semaine de chauffe

	Coût	Économie sur la facture	Temps de calcul
CPP	22,499 €	-22,7 %	12 min
CPBP	22,471 €	-22,8 %	11 s

Pour rappel, la CPBP est validée par rapport à la référence CPP pour le cas d'étude décrit dans §3.1. La prise en main de l'algorithme développé par Robillart (2015) a posé des problèmes techniques et a nécessité un effort de paramétrage spécifique lors du changement du cas d'étude : l'initialisation, le choix du poids de la pénalisation, le coefficient de raideur lors du changement de variable pour le calcul de la puissance... Une attention a également été portée afin d'éviter les échecs d'initialisation : en décalant le retour d'état à midi au lieu de minuit (ce qui assure une température supérieure à 19 °C) et en relaxant la contrainte minimale en optimisation avec un ajustement à la suite du calcul en boucle ouverte. Malgré ces adaptations, les résultats entre la CPP et la CPBP ont donné des stratégies similaires mais pas complètement équivalentes.

Un développement algorithmique a ensuite été introduit qui pallie les problèmes de paramétrage notamment en séparant le processus de pénalisation des contraintes d'état et de commande (détails dans la section §4.1.3 du chapitre 2). La validation de la CPBP par rapport à la CPP à l'échelle monozone a alors été possible. Le nouvel algorithme reste tout de même sensible à l'initialisation au retour d'état pour le calcul en boucle ouverte. Les problèmes de convergence continuent à se produire ce qui a empêché la validation de la méthode sur l'ensemble de la saison de chauffe. Cela dénote un réel frein de la méthode basée sur le principe de Pontriaguine utilisant les méthodes de pénalisation du point de vue opérationnel limitant son implémentation pratique.

6. Applications

6.1. *Influence de certaines caractéristiques du bâtiment*

La commande prédictive se base sur le modèle thermique du bâtiment pour déterminer des trajectoires de chauffage qui permettent d'effacer les consommations de pointe en opérant un stockage thermique passif dans la structure du bâtiment. L'effacement et donc la réduction de la facture électrique sont alors conditionnés par la capacité thermique et le niveau d'isolation du bâtiment.

L'objectif de cette partie est d'appliquer la CPBP à différents types de bâtiments et évaluer la flexibilité de la stratégie optimale et le gain potentiel sur la facture électrique. Le même bâtiment est utilisé en modifiant son enveloppe.

Le Tableau 3.11 récapitule les caractéristiques thermiques considérées. Les trois constantes de temps décrivant les modèles de bâtiment réduits à l'ordre 3 sont calculées ainsi que les besoins de chauffage annuels. Une variante sans isolation est ajoutée afin d'avoir un panel diversifié en terme de performances thermiques des bâtiments pour le calcul et la comparaison des stratégies de gestion optimales.

Tableau 3.10 : Caractéristiques des variantes considérées

	Constantes de temps	Isolation des façades	Vitrages
Ancien	4 min 46 min 25 h	Pas d'isolation	$U = 6,64 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$
Années 1970	5 min 1 h 3 jours	3,7 cm ITI	$U = 3,12 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$
Années 2000	17 min 1 h 5 jours	9,3 cm ITE	$U = 2,53 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$
Années 2010	6 min 2 h 8 jours	13,3 cm ITE	$U = 2,29 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$

La CPBP telle qu'elle a été présentée au §4.3 est appliquée à chaque variante de bâtiment en utilisant un retour d'état parfait : affranchissement des étapes 2 et 3 d'estimation de l'état et de suivi de trajectoire. Le calcul de la commande optimale est simplement actualisé à chaque horizon de contrôle en supposant les données météorologiques et d'occupation parfaitement connues à l'avance. Ce choix est fait afin de comparer les stratégies optimales sur la base des performances thermiques de l'enveloppe sans perturbations. Les états sont initialisés après mise en température, et la puissance maximale du chauffage est calculée pour chaque variante. Le problème de la commande optimale est identique à l'exception de certains paramètres : l'horizon d'effet représente trois fois la plus grande constante de temps de chaque variante.

Les résultats de la CPBP sont reportés dans le Tableau 3.11 pour chaque variante. Selon des résultats, plus les performances thermiques du bâtiment augmentent, plus le gain sur la facture électrique est important en valeur relative. Il est toutefois possible d'appliquer une stratégie de gestion incluant du stockage dans la structure même en l'absence d'une isolation thermique.

Tableau 3.11 : Résultats de la CPBP pour les variantes considérées sur la saison de chauffe

	Coût de la stratégie	Économie sur la facture	Réduction de la facture
Ancien	5188 €	159 €	-3 %
Années 1970	2086 €	236 €	-10 %
Années 2000	1063 €	207 €	-16 %
Années 2010	880 €	312 €	-26 %

6.2. La commande prédictive pour l'optimisation environnementale

L'objectif d'une stratégie de gestion optimale peut être économique en minimisant la facture du chauffage mais aussi environnemental en cherchant à réduire les émissions de gaz à effet de serre (GES) liées aux consommations de chauffage. Telle qu'elle a été présentée jusqu'à présent la commande prédictive cherche à minimiser la facture électrique. La structure de coût prend en compte implicitement l'impact environnemental de la consommation électrique à travers une tarification de pointe plus élevée, qui correspond généralement aux productions plus carbonées (centrales thermiques utilisées en pointe, importations). L'optimisation s'est traduit en l'effacement des heures de pointes réduisant la facture électrique de la stratégie sur une saison de chauffe à hauteur de 26 %. Dans cette section, la commande prédictive est appliquée à l'optimisation environnementale.

Le problème de la commande optimale monozone cherche dans ce cas à minimiser les émissions de GES, exprimées en CO₂ équivalent, en opérant le contrôle du chauffage sur un horizon d'optimisation donné :

$$\min_{u \in U} \int_{t_0}^{t_f} C_{CO_2}(t)u(t)dt \quad (3.16)$$

- u est la puissance de chauffage.
- t_0 est l'instant initial.
- t_f est l'instant final.
- U est l'espace des commandes admissibles.
- C_{CO_2} sont les émissions de GES en g eq. de CO₂ par kWh d'électricité consommée.

L'évaluation des impact environnementaux liées à la consommation d'électricité à partir d'une approche attributionnelle dynamique, développée par Roux (2016), est employée afin le contenu en CO₂ équivalent de la production électrique pour le calcul de la commande prédictive. La Figure 3.21 représente les données pour la première semaine de la saison de chauffe (15 octobre). Des pics journaliers peuvent être observés autour de 19 h, de même que pour la tarification électrique. Les émissions de CO₂ sont les plus faibles entre minuit et 8 h du matin où la production électrique est la moins carbonée.

Les données des émissions de CO₂ sont disponibles au pas horaire, l'application de la CPBP se fait alors en utilisant un coût de stratégie calculé avec ce pas de temps, qui peut varier d'une journée à l'autre. Cela implique que la distinction entre plages de stockage et plage d'effacement n'est plus aussi simple que pour la tarification en euros. Ainsi, toutes les plages de coût (ici d'émissions de CO₂) sont considérées comme des plages de stockage potentiel et aucune priorité n'est appliquée sur

l'effacement des plages au coût maximal car il n'existe plus de coût maximal qui se répète durant la période d'optimisation.

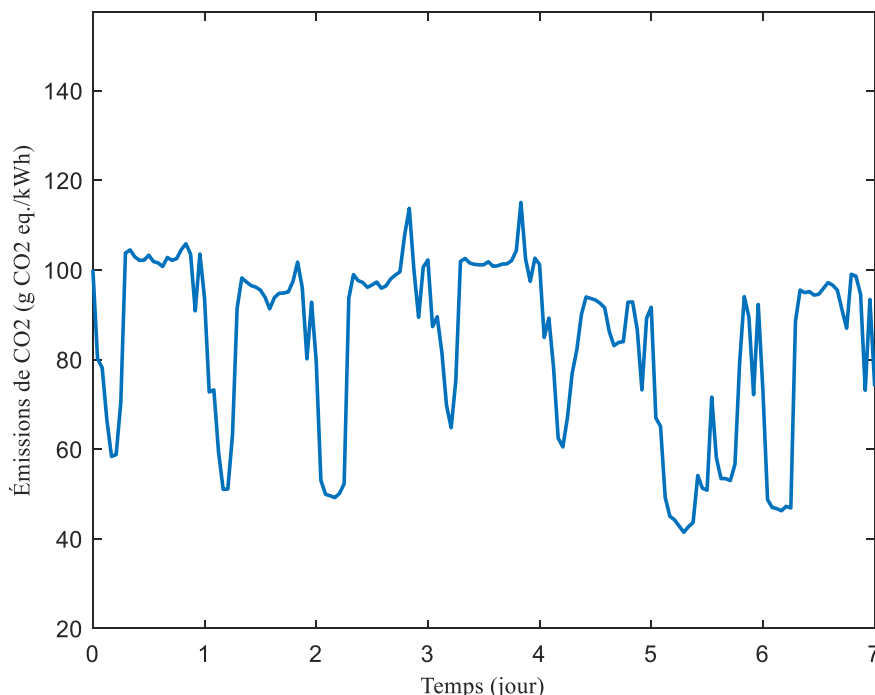


Figure 3.21 : Profil d'émissions de CO₂ équivalent pendant la première semaine de la saison de chauffe

La Figure 3.22 et la Figure 3.23 exposent les résultats de l'application de la CPBP sur le cas d'étude (§3.1), ici encore les sollicitations extérieures et intérieures sont supposées parfaitement connues à l'avance. Le profil de puissance issu de la commande optimale de chauffage, représenté dans la Figure 3.22, pendant la première semaine de chauffe est composé de périodes de stockage pendant les plages de temps où l'impact environnemental est le plus faible. Les besoins de chauffage sont appliqués après les périodes de stockage. Enfin un effacement du chauffage est constaté pendant les périodes où l'impact atteint un plateau plus ou moins constant en journée. Cet effacement est moins important que lors de l'application de l'optimisation économique. L'évolution de la température intérieure de la zone (Figure 3.23) décrit la réponse à l'application de la trajectoire optimale de chauffage. La température suit une dynamique similaire au fil des journées avec une montée de température pendant le stockage de chaleur et le maintien de la contrainte minimale pendant les périodes d'effacement et de satisfaction des besoins de chauffage.

Pour cette première semaine de chauffe, les émissions s'élèvent à 16,3 kg de CO₂ équivalent. Par rapport à la régulation classique (simple satisfaction des besoins) qui induit l'émission de 19,2 kg de CO₂ équivalent, cela représente une réduction de 15 % des émissions de CO₂ équivalent.

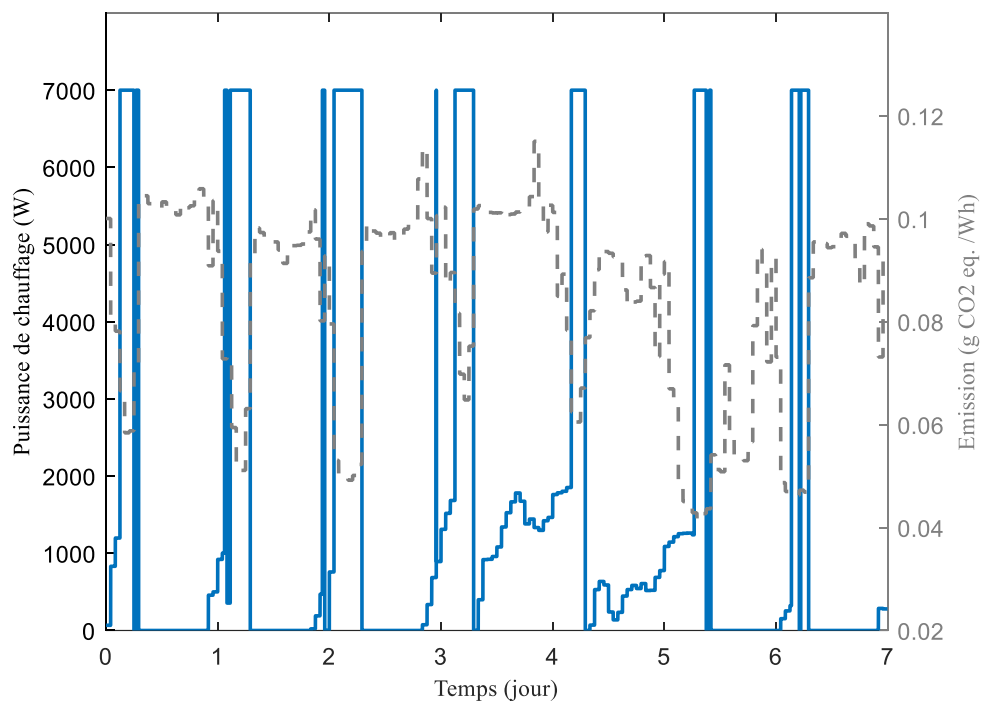


Figure 3.22 : Trajectoire de chauffage optimale résultant de la minimisation des émissions de GES pendant la 1^{ère} semaine de la saison de chauffe

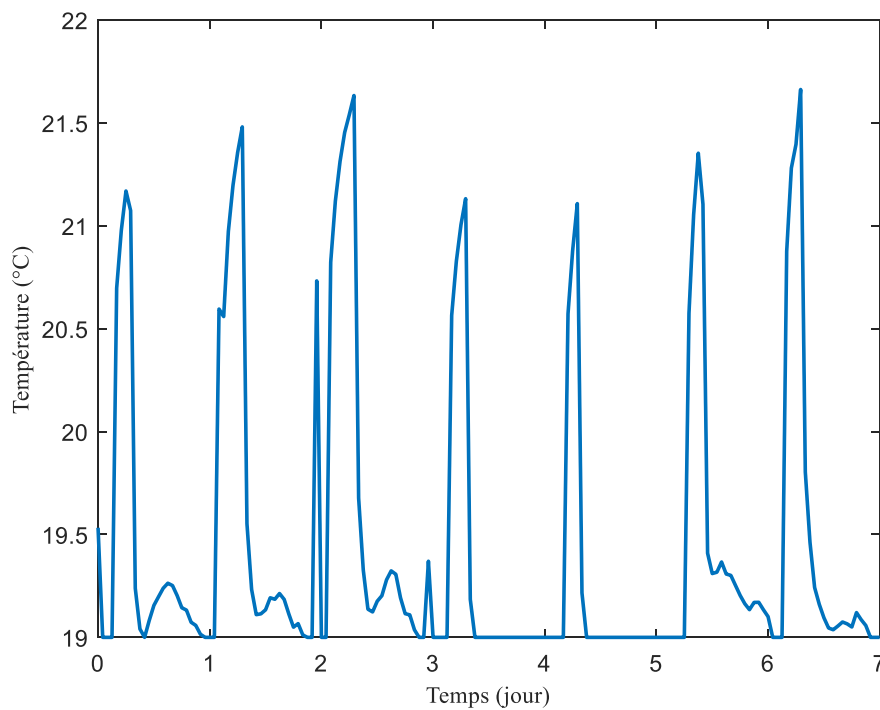


Figure 3.23 : Évolution de la température intérieure résultant de la minimisation des émissions de GES pendant la 1^{ère} semaine de la saison de chauffe

Les émissions de GES lors de l'application sur toute la saison de chauffe s'élèvent à 591 kg, soit une réduction de l'impact environnemental de la consommation liée au chauffage de 9,5 % par rapport à la régulation classique. Par ailleurs, le temps de calcul de l'optimisation environnementale est de 48 minutes contre 3 minutes pour l'optimisation économique. Cela est dû à l'utilisation d'une fonction objectif dynamique, ce qui implique une recherche des temps de déclenchement sur davantage de plages de coût par rapport aux trois plages répétitives considérées dans l'optimisation économique. Ceci étant, la tarification économique pourrait également dépendre des moyens de production, qui sont variables dans le temps.

À travers cette application, la robustesse de la CPBP par rapport à la structure de coût choisi (émissions ou tarif électrique – variable ou fixe) a été démontrée et a permis de déterminer une stratégie de gestion réduisant l'impact environnemental du chauffage.

6.3. La commande prédictive en fonction des erreurs de prévisions météorologiques

Le bâtiment interagit avec son environnement extérieur à travers des interactions thermiques et énergétiques. Les conditions extérieures ont un impact sur les phénomènes physiques qui se produisent et qui sont modélisés dans le modèle de bâtiment thermique dynamique COMFIE. Ces conditions extérieures représentent les conditions aux limites du bâtiment, constituant des sollicitations. Les grandeurs indispensables pour l'évaluation du comportement du bâtiment sont : la température extérieure qui régit le transfert de chaleur par conduction, convection et rayonnement, l'énergie solaire qui à travers les paroi opaques et vitrés représente un apport gratuit de chaleur et le vent qui impacte les infiltrations et la ventilation. Les principales données nécessaires à l'évaluation des performances du bâtiment dans les outils de simulation tel que Pléiades+COMFIE sont la température extérieure et le rayonnement. Le vent et l'humidité offrent une précision supplémentaire dans le cas d'application spécifique telle que le calcul aéraulique. Des données horaires sur une période étendue doivent être disponibles pour l'évaluation des besoins énergétiques du bâtiment. Ce sont donc généralement des données typiques ou des prévisions qui sont employées. Toutefois, des écarts entre besoins réels et simulés sont souvent constatés. Ainsi, afin d'effectuer une analyse a posteriori des performances du bâtiment, des données réelles doivent être utilisées.

Les données météorologiques utilisées pour le calcul de la commande prédictive présenté auparavant sont issues d'un fichier de la RT2012 correspondant à la zone climatique H1a de Trappes. Les données RT2012 sont des moyennes sur 20 ans caractérisant un climat typique d'une région géographique.

La supposition de la parfaite connaissance à l'avance des sollicitations auxquelles est sujet le bâtiment ne reflète pas la réalité. Il est alors nécessaire d'intégrer les erreurs de prévisions afin d'étudier une application concrète. Le suivi de trajectoire a été mis en place afin de combler l'écart entre les données de prévisions et les données réelles observées. La considération des perturbations météorologiques permet d'anticiper les événements imprévus ce qui est primordial afin d'assurer la

fiabilité et la robustesse de l'algorithme de commande prédictive en terme d'incertitude de prévisions.

Dans cette partie, les sollicitations extérieures ne sont plus parfaitement connues à l'avance. La commande prédictive est appliquée en tenant compte de ces incertitudes et l'impact sur la stratégie des écarts entre les données de prévisions et les données historiques (considérées comme réelles) est évalué.

6.3.1. Analyse des données météorologiques

Les données météorologiques sont fournies par l'outil Visual Crossing⁶ qui propose une interface de programmation (API) donnant un accès facile et peu coûteux aux informations climatiques de prévisions et d'observation pour diverses localisations dans le monde.

Les données historiques disponibles proviennent de stations météorologiques spécifiques au site choisi. Dans le cas où la zone géographique ne compte pas de station, les données sont interpolées et agrégées en se basant sur la proximité des stations aux alentours. La base de données de surface intégrée (ISD) de la NOAA (*La National Oceanic and Atmospheric Administration*) est l'une des sources employées par Visual Crossing⁷. Celle-ci donne accès aux observations horaires mondiales compilées à partir de plus de 20 000 stations disponibles.

Les données de prévisions quant à elles sont issues d'une combinaison de multiples modèles météorologiques pour créer une prévision sur quinze jours. Parmi les modèles utilisés, on peut citer le *Global Forecast System (GFS)* de la *NCEP (National Centers for Environmental Prediction)*. C'est un modèle global avec une résolution horizontale de base de 28 kilomètres qui génère des données pour des dizaines de variables atmosphériques et terrestres.

Un API est mis en place de manière à récupérer chaque jour la météo prévisionnelle des quinze prochains jours ainsi que l'historique du jour d'avant de la ville de Trappes (zone H1a) sur la période 2022/2023. Dans un premier temps, les données de prévisions sont comparées aux historiques afin d'évaluer les incertitudes liées à la prévision météorologique. Dans un second temps, les erreurs de prévision sont intégrées dans le calcul de la stratégie optimale grâce à la commande prédictive afin d'évaluer l'impact de celles-ci sur la réduction de la facture électrique.

La racine de l'écart quadratique moyen (RMSE) permet d'évaluer les écarts entre les valeurs d'observation de la température extérieure et du rayonnement solaire par rapport à leurs prévisions. Cela donne une indication de fiabilité des modèles de prévision employés par Visual Crossing :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (3.17)$$

- \hat{y}_i est la valeur prédite pour la $i^{\text{ème}}$ observation.
- y_i l'observation.
- n le nombre de mesure.

⁶ Visual Crossing Corporation. Visual Crossing Weather. <https://www.visualcrossing.com>

⁷ <https://www.visualcrossing.com/resources/documentation/weather-data/weather-data-sources-and-attribution/>

L'écart quadratique est moyenné sur 24 h, ce qui permet de donner une mesure synthétique de l'erreur globale entre la prévision et l'historique sur l'horizon de prédiction de 15 jours.

Les sollicitations externes étudiés dans cette partie sont : la température extérieure et le rayonnement solaire global horizontal et direct normal. Dans les Figure 3.24 et Figure 3.25, la racine de l'écart quadratique moyen journalier (RMSE) est tracée pour chaque grandeur. Les écarts sont représentatifs des différences enregistrées entre les prévisions et l'historique sur une période de 15 jours (correspondant à l'horizon de prédiction des prévisions). Ainsi, il peut être constaté que le RMSE augmente avec le temps. Cela indique que pour un fichier de prévision la fiabilité du modèle décroît avec l'avancée dans l'horizon de prédiction. En effet, l'indice de confiance en les prévisions météorologiques est meilleur sur les 24 h premières heures. Le RMSE en température est de 1,1 °C, 34,07 W/m² en rayonnement direct normal et 48,84 W en rayonnement global horizontal. Au-delà du premier jour, l'erreur augmente et les prévisions perdent en fiabilité.

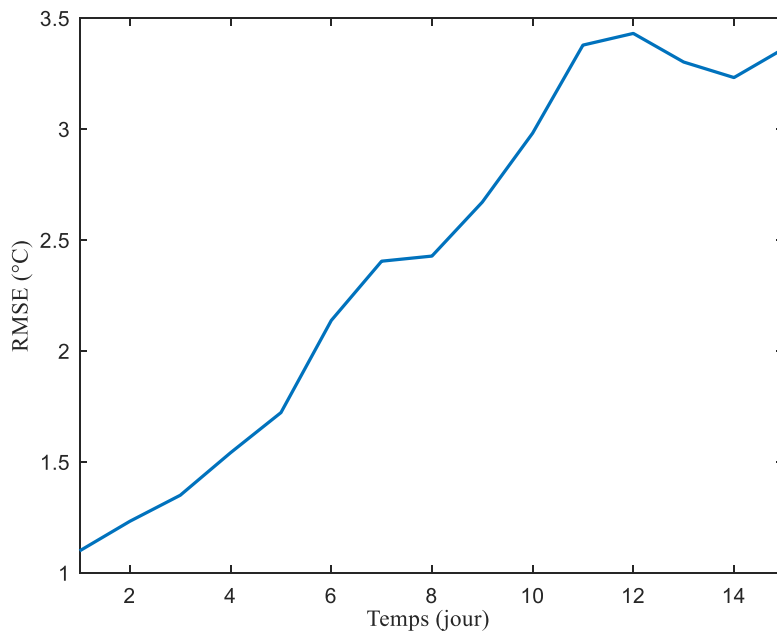


Figure 3.24 : Racine de l'écart quadratique moyen journalier entre prévision et historique sur la température extérieure

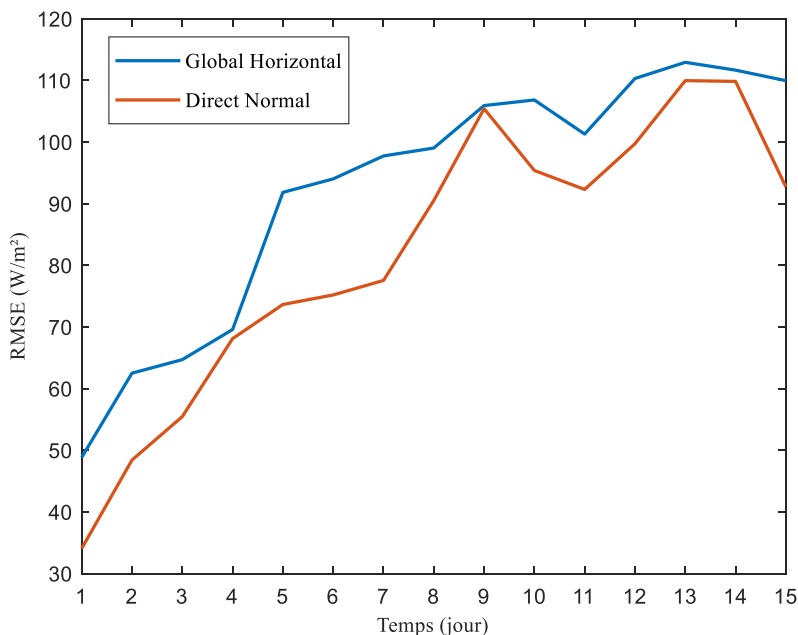


Figure 3.25 : Racine de l'écart quadratique moyen journalier entre prévision et historique sur le rayonnement solaire

6.3.2. Commande prédictive basée sur les prévisions météorologiques

Le schéma complet de la commande prédictive décrit dans §4.3 a d'abord été appliqué en supposant la connaissance parfaite des sollicitations futures (météo type RT2012 fixe sur l'année). La validation de la CPBP par rapport à la référence CPP a été établie dans le cadre de cette première configuration simplifiée.

La commande prédictive en temps réel est à présent mise en place en intégrant les erreurs de prévision de la température extérieure et du rayonnement solaire dans le calcul de la stratégie de gestion optimale. Dans une application concrète, les sollicitations futures ne sont pas précisément connues. Les prévisions de sollicitations extérieures sont alors utilisées lors de la planification de la trajectoire optimale pendant l'horizon d'optimisation. Le suivi de trajectoire vient ensuite appliquer la trajectoire calculée sur l'horizon de contrôle avec les données historiques et corrige la commande en fonction des écarts engendrés par les erreurs de prévision météorologiques.

L'objectif de cette section est d'évaluer l'impact des erreurs de prévision météorologique sur la stratégie de gestion optimale. Pour cela, les données climatiques de la saison de chauffe 2022/2023 sont utilisés. Les erreurs de prévisions calculées au paragraphe 6.3.1 sont intégrées de manière à générer six fichiers météo : trois surestimant les sollicitations extérieures (température, rayonnement solaire global horizontal et direct normal) et trois les sous-estimant. La commande prédictive est appliquée en utilisant une période d'échantillonnage de 24 heures, l'erreur de prévision type est alors limitée à cet horizon de contrôle. Les sollicitations surestimées correspondent aux données historiques auxquelles le RMSE horaire des 24 premières heures de prévision est additionné. Pour les sollicitations sous-estimées le RMSE horaire est soustrait.

La Figure 3.26, la Figure 3.27 et la Figure 3.28 reportent les trois types de sollicitations utilisés pour l'étude de la commande prédictive en temps réel. Les sollicitations réelles représentent l'historique enregistré (courbes bleues), les sollicitations surestimées (courbes rouges) et sous-estimées (courbes vertes) intègrent les erreurs de prévisions météorologiques. Les résultats sont représentatifs de la première semaine de janvier (correspondant au 77^{ème} jour de la saison de chauffe).

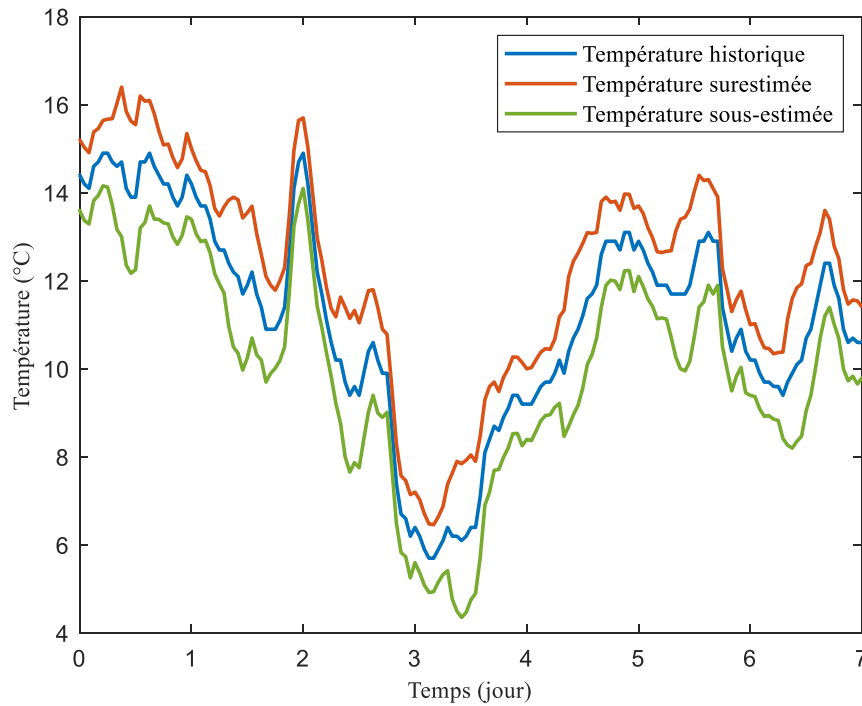


Figure 3.26 : Variation des prévisions de température extérieure

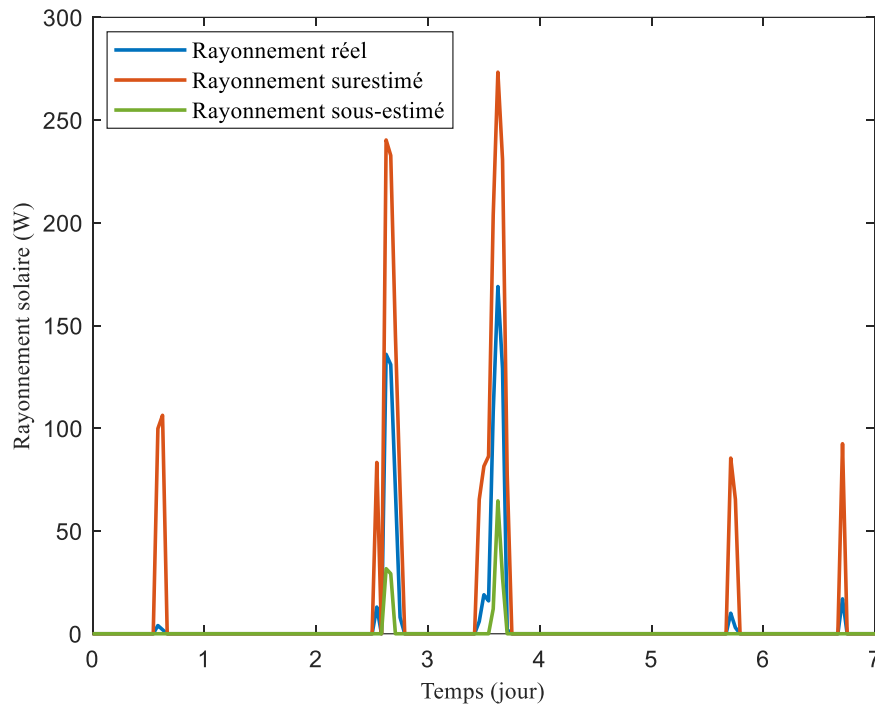


Figure 3.27 : Variation des prévisions du rayonnement direct normal

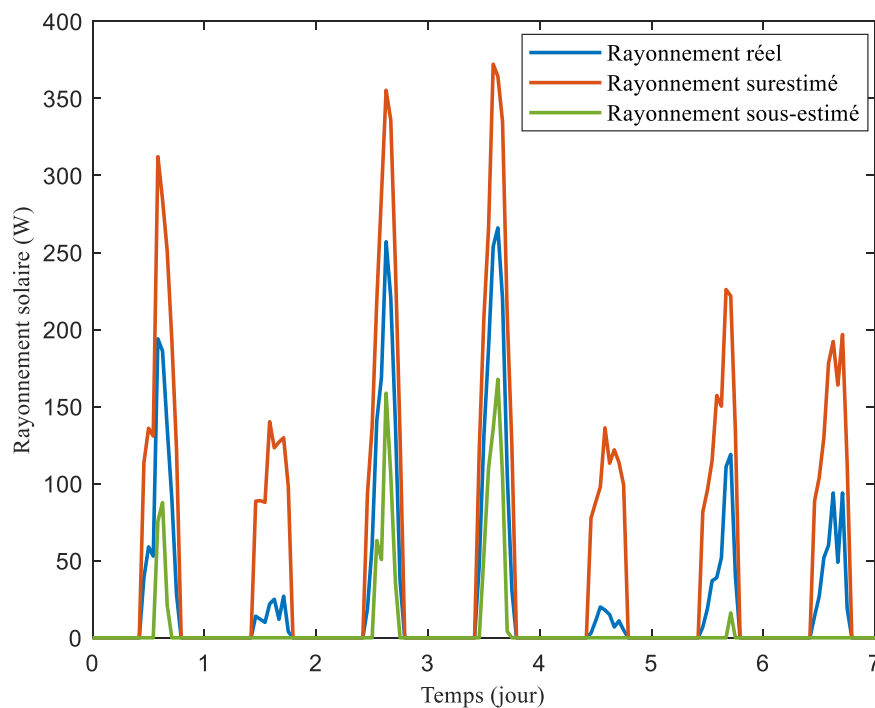


Figure 3.28 : Variation des prévisions du rayonnement global horizontal

L'étude qui suit est présentée de manière à estimer l'impact des erreurs de prévision de la température extérieure puis du rayonnement sur la stratégie optimale et la minimisation de la facture électrique.

6.3.2.1. Erreurs de prévision sur la température extérieure

La Figure 3.29 illustre les puissances régulées résultant de la commande prédictive calculée avec l'algorithme CPBP en fonction de l'erreur de prévision appliqué sur les données de température extérieure. Pour rappel, la puissance régulée est la correction en sortie du régulateur PI de la puissance calculée par COBP avec le modèle réduit. La planification de la trajectoire utilise les prévisions de sollicitations pour déterminer la commande optimale. Pendant l'étape de suivi de la trajectoire, les données de sollicitations sont mises à jour en utilisant les données réelles (historiques), le modèle complet est simulé afin d'estimer la température réelle (« mesurée ») du bâtiment qui est considérée pour le calcul de l'erreur régissant l'équation du régulateur PI.

Les trois types de sollicitations sont appliquées lors de la planification de la trajectoire puis les sollicitations « réelles » (ici historiques) sont appliquées pour le suivi de la trajectoire. Cela permet d'évaluer comment la commande prédictive réagit en fonction des prévisions de ces sollicitations extérieures par rapport au cas où aucune erreur de prévision n'est introduite (représenté par la courbe bleue). La courbe orange (respectivement verte) représente le cas où l'on surestime (respectivement sous-estime) la valeur de la température extérieure pendant la planification de la trajectoire. Une fois le suivi de trajectoire opéré avec les données « réelles » (historiques) de température extérieure, des consommations supplémentaires par rapport à la courbe bleue sont constatées pendant des heures pleines et de pointe sur la courbe orange. Par ailleurs, le début des périodes de stockage semble retardé par rapport aux deux autres cas (courbes bleue et verte). En revanche, si la prévision de la température extérieure est sous-estimée (courbe verte), aucune consommation supplémentaire n'est appliquée par le régulateur par rapport au cas utilisant les données historiques sans erreurs de prévision (courbe bleue). De légères différences sont observées au début des heures creuses où les besoins de chauffage sont plus faibles que sur la courbe bleue, ainsi qu'une avance du début du stockage.

La Figure 3.30 représente l'évolution des températures associées aux puissances régulées. Les températures « mesurées » résultent de l'application des puissances en sortie du régulateur sur le système complet en appliquant les sollicitations « réelles » (historiques).

La stratégie surestimant la température extérieure (courbe orange) atteint des températures intérieures plus faible par rapport au cas sans erreurs de prévision (courbe bleue), résultant en une chute de température anticipée. La différence par rapport aux deux autres cas est notable pendant la dynamique de fin de journée où la température est plus faible. Les consommations supplémentaires constatées pendant les heures pleines et de pointe dans les puissances régulées servent à maintenir la température intérieure à la consigne de 19 °C. Le stockage n'a donc pas suffi à effacer toutes les heures de pointe. Pour ce qui est de la température intérieure résultant de la stratégie sous-estimant la température extérieure, celle-ci atteint des températures plus hautes pendant les heures creuses du fait de la période de stockage plus longue par rapport au cas sans erreurs de prévisions. La température en fin de journée n'atteint jamais la contrainte minimale, ce qui ne nécessite pas l'activation du régulateur et des consommations supplémentaires.

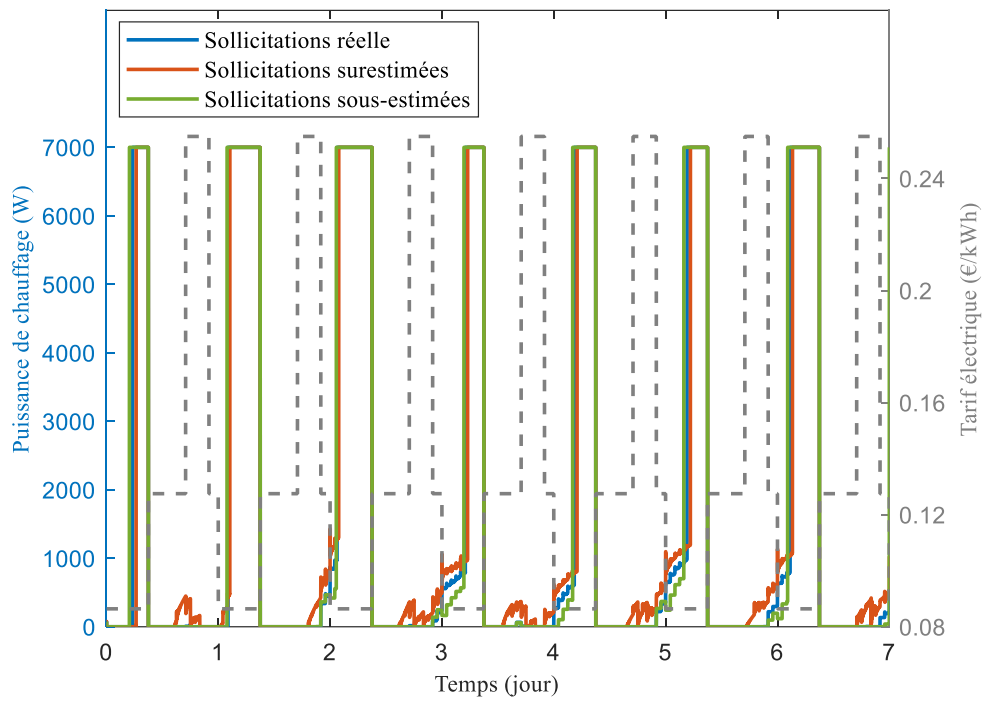


Figure 3.29 : Évolution de la puissance régulée en fonction de l'estimation de la température extérieure

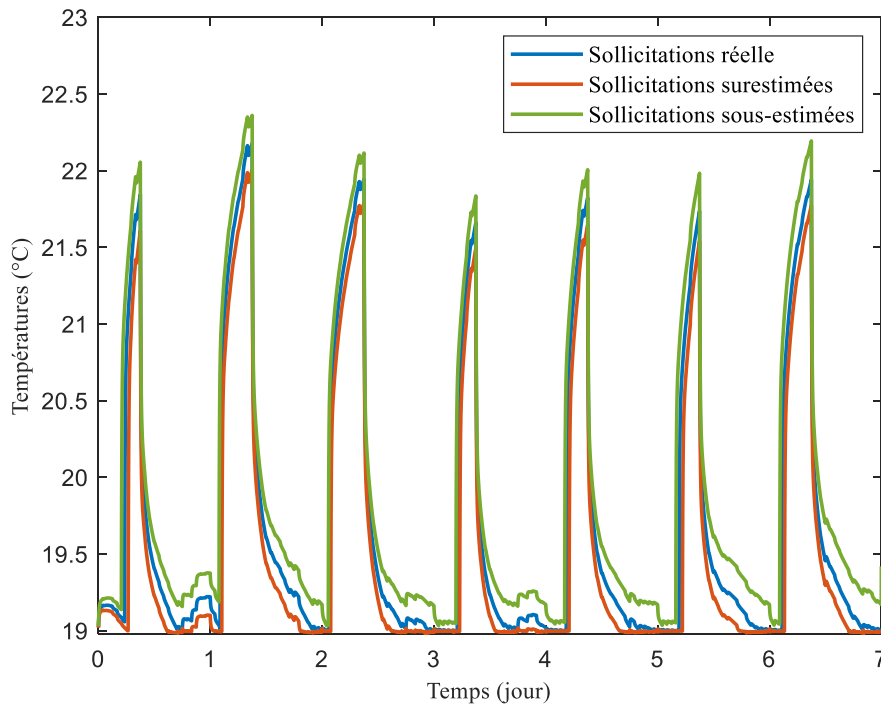


Figure 3.30 : Évolution de la température intérieure en fonction de l'estimation de la température extérieure

Le Tableau 3.12 récapitule les résultats des commandes prédictives pour le cas où aucune erreur de prévision n'est appliquée ainsi que pour les deux types d'erreurs commises sur les prévisions de la température extérieure pour la saison de chauffe 2022/2023. Les gains de la CPBP sur les factures sont calculés par rapport à une régulation classique. Le gain de la CPBP dans le cas idéal sans erreurs de prévisions (sollicitations historiques) permet un gain sur la facture électrique de 24,5 %.

D'autre part, l'effet du régulateur est montré en comparant le surcoût engendré par une prévision erronée des sollicitations extérieures. En effet, lorsque la température extérieure est surestimée, un surcoût de 59,5 € est évalué après la mise en place du suivi de trajectoire et le gain sur la facture électrique par rapport à une régulation classique est estimé à 23,6 %. En revanche, une sous-estimation de la température extérieure n'entraîne aucun surcoût, la réduction de la facture est de 0,6 % inférieure au cas surestimé ce qui paraît étonnant. Il peut être noté que la variabilité de la météo semble être faible pour les données utilisées ce qui peut expliquer ce léger avantage de la stratégie de surestimation des températures extérieures.

La prévision de la température a donc un effet sur le résultat de la stratégie de gestion optimale induisant entre 1 et 1,5 % de surcoût sur la facture électrique par rapport au cas où les erreurs de prévision seraient nulles. Cela permet de confirmer pour ce cas la robustesse de la CPBP par rapport aux erreurs de prévision liés à la température extérieure.

Tableau 3.12 : Résultats de la CPBP en fonction de l'erreur de prévision de la température extérieure

		CPBP avec température extérieure surestimée	CPBP avec température extérieure sous-estimée	CPBP avec données historique	Coût d'une régulation classique
Planification de la trajectoire (sans PI)	Coût de la stratégie	845,7 €	912,11 €	894,1 €	1184,3 €
	Suivi de trajectoire (avec PI)	905,2 €	912,11 €	894,1 €	
	Réduction de la facture	-23,6 %	-23 %	-24,5 %	

6.3.2.2. Erreur de prévision sur le rayonnement solaire

De la même manière que pour la température extérieure, la commande prédictive est testée en appliquant des erreurs de prévision sur le rayonnement solaire direct normal et global horizontal. Les résultats des stratégies surestimée et sous-estimée sont comparés au cas sans erreur de prévision (utilisant l'historique) dans le Tableau 3.13. Pour cette étude, les données historiques de température extérieure sont utilisées et supposées parfaitement connues et fixes : l'erreur de prévision concerne uniquement le rayonnement.

L'impact des erreurs de prévisions sur le rayonnement semble moins important que celui sur la température extérieure. En effet, la réduction de la facture électrique est quasiment identique au cas sans erreur (avec données historiques), que le rayonnement soit surestimé ou sous-estimé. La

stratégie sous-estimant les apports solaires se différencie de 0,1 % en terme de minimisation de coût par rapport au cas où les apports sont surestimés et au cas sans aucune erreur de prévision. Cela semble indiquer que les erreurs de prévision des apports solaires ont peu d'impact sur la stratégie de gestion, provoquant un surcoût inférieur à 0,1 % sur la facture électrique par rapport au cas où les sollicitations sont supposées parfaitement connues.

Tableau 3.13 : Résultats de la CPBP en fonction de l'erreur de prévision des apports solaires

		CPBP avec rayonnement surestimé	CPBP avec rayonnement sous-estimé	CPBP avec données historique
Planification de la trajectoire	Coût	891,2 €	895,7 €	894,1 €
Suivi de trajectoire	Coût	893,6 €	896 €	894,1 €
	Réduction de la facture	-24,5 %	-24,4 %	-24,5 %

6.4. La commande prédictive en fonction des erreurs de prévision sur l'occupation

6.4.1. Modèle d'occupation stochastique

L'occupation a un impact considérable sur le comportement thermique des bâtiments. Les apports de chaleur engendrés par celle-ci sont considérés comme des sollicitations intérieures. Ils permettent de réduire les besoins de chauffage. La commande prédictive prend donc en compte ces sollicitations intérieures pour déterminer la trajectoire optimale permettant de réduire la facture énergétique.

Le scénario standard utilisé jusqu'à présent représente un scénario déterministe basé sur une occupation et des apports fixes durant une semaine type. L'occupation représente généralement le paramètre le plus incertain et le plus influent dans la modélisation des bâtiments (Robillart, 2015). Il est alors plus prudent d'intégrer des erreurs de prévision pour le calcul de la commande prédictive. Pour cela la modélisation stochastique est choisie pour établir des profils d'occupation tenant compte également du comportement des habitants. Une famille de quatre personnes est considérée dans le cas étudié ici. Les profils sont établis à partir de données d'observation et de statistiques par le modèle développé par Vorger (2014). Afin de représenter la variabilité des apports internes dans le bâtiment, 100 scénarios stochastiques sont générés, chacun incluant les puissances dissipées liées aux activités et la chaleur métabolique liée à l'occupation du bâtiment.

Afin d'étudier l'impact de l'erreur de prévision des sollicitations intérieures sur la commande prédictive, trois scénarios sont utilisés : le scénario médian, le scénario avec la moyenne d'apport la plus importante parmi les 100 et le scénario ayant la moyenne d'apport la plus faible. Les trois scénarios sont représentés dans la Figure 3.31 pour la première semaine de chauffe (15 au 21 octobre). Le scénario médian a une évolution constante durant la semaine et similaire au scénario standard, avec des apports qui sont constants entre minuit et 8 h du matin, une diminution des apports en journée et puis une augmentation aux alentours de 19 h. Les apports pendant le week-end sont

moins variables. Le scénario décrivant l'extrême maximal représente celui ayant la moyenne d'apport la plus élevée, c'est le scénario qui compte le plus d'apports internes. Il n'a pas beaucoup de similarité avec le scénario médian et compte des pics d'apport de chaleur très élevés. Le scénario décrivant l'extrême minimal est celui ayant la moyenne d'apport la plus faible. Il compte tout de même des pics avec des puissances plus importantes que le scénario médian.

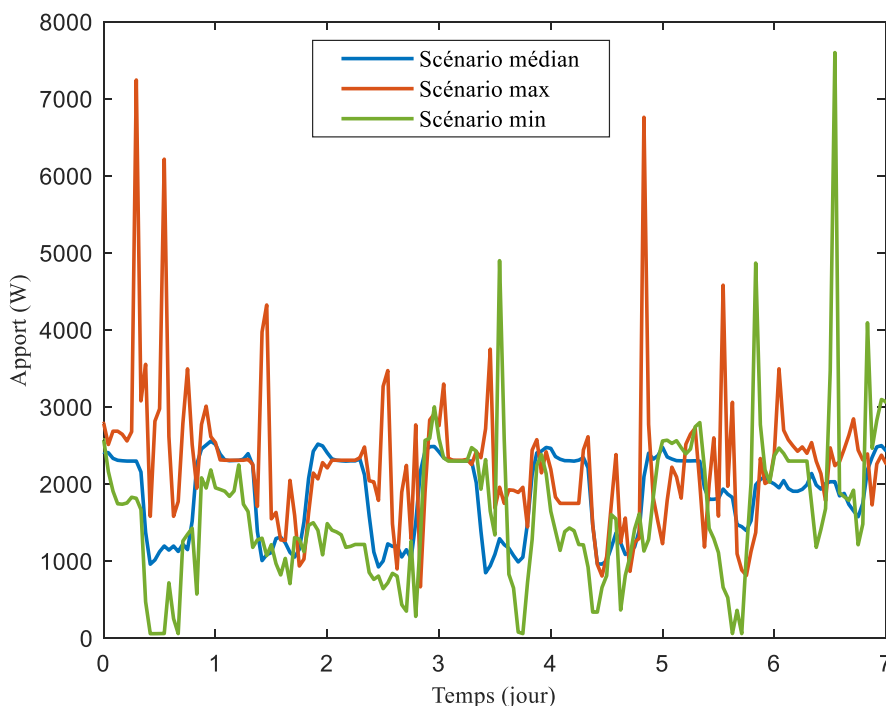


Figure 3.31 : Scénarios d'apports internes issues de modèle stochastique

6.4.2. Résultats de la commande prédictive en fonction des erreurs sur l'occupation

Le schéma complet de la commande prédictive décrit au §4.3 est d'abord appliqué en supposant la connaissance parfaite des sollicitations intérieures (scénario d'occupation standard fixe sur l'année). La commande prédictive a été appliquée en considérant des sollicitations extérieures parfaitement connues : dans cette partie ce sont les erreurs de prévisions des sollicitations intérieures qui sont considérées dans le calcul de la stratégie de gestion optimale.

Afin de déterminer une stratégie de gestion optimale, les scénarios maximal et minimal (considéré comme des prévisions de sollicitations intérieures) sont utilisés lors de la planification de la trajectoire optimale pendant l'horizon d'optimisation. Le suivi de trajectoire vient ensuite appliquer la trajectoire calculée sur l'horizon de contrôle en utilisant le scénario médian (considéré comme le scénario réel) et corriger la commande en fonction des erreurs introduites par les écarts entre prévisions et données « réelles ».

L'objectif de cette section est d'évaluer l'impact des erreurs de prévision de l'occupation sur la stratégie de gestion optimale. Pour cela, les données météorologique type RT2012 sont utilisées et

sont supposés parfaitement connues à l'avance. Les trois scénarios d'occupation sont utilisés lors de la planification de la trajectoire puis le scénario médian est appliqué pour le suivi de la trajectoire. Cela permet d'évaluer comment la commande prédictive réagit en fonction des prévisions d'occupation par rapport au cas où aucune erreur de prévision n'est introduite. Les résultats sont récapitulés dans le Tableau 3.14.

D'une part, l'effet du régulateur est démontré en comparant le surcoût engendré par une mauvaise prévision des apports internes. En effet, lorsque les apports internes sont dans l'extrême maximal un surcoût de 62,5 € est évalué et le gain sur la facture électrique par rapport à une régulation classique est de 21,3 %. D'autre part, si l'occupation est sous-estimée un surcoût de 2 € (0,6 %) est évalué. La stratégie anticipe un stockage plus important et donc des températures intérieures plus élevées en l'absence d'apports conséquents. Cela a permis de minimiser les surcoûts induits par le régulateur en consommant pendant les heures pleines ou de pointe. Par ailleurs, la réduction de la facture avec le scénario maximal est meilleur que dans le cas d'utilisation du scénario minimal.

La prévision de l'occupation a un effet non négligeable sur le résultat de la stratégie de gestion optimale induisant entre 6,4 % et 8,4 % de surcoût sur la facture électrique par rapport au cas où les prévisions parfaites sont appliquées.

Tableau 3.14 : Résultats de la CPBP en fonction des apports internes sur la saison de chauffe

		CPBP avec occupation maximisée	CPBP avec occupation minimisée	CPBP prévisions parfaites
Planification de la trajectoire	Coût	208,6 €	276,1 €	249,2 €
	Suivi de trajectoire			
	Coût	271,1 €	278,1 €	249,3 €
	Réduction de la facture	-21,3 %	-19,2 %	-27,6 %

7. Conclusions du chapitre

Une nouvelle approche de contrôle optimal a été exposée dans ce chapitre pour une gestion minimisant le coût du chauffage électrique. L'approche a été appliquée au cas d'étude simple d'une maison individuelle modélisée par un modèle monozone. La méthode est basée sur les principes de Bellman et Pontriaguine (CPBP). Elle part de l'hypothèse que la solution se situe « sur les bords » : le stockage de chaleur (consigne à T_{max} limité par P_{max}) ou l'effacement des consommations (consigne à T_{min} correspondant à la puissance minimale $P \geq 0$). La première application de la CPBP utilisant des données météorologiques et d'occupation supposés parfaitement connues à l'avance a montré une réduction de la facture électrique de 26 % par rapport à une régulation classique (thermostat).

Dans un objectif de validation de cette méthode innovante, la CPBP a ensuite été comparée à une référence académique : la CPP utilisant les méthodes de pénalisation. Celle-ci est difficile à mettre en œuvre à l'échelle industrielle car la convergence de son algorithme est très sensible à

l'initialisation et nécessite en outre un paramétrage adapté au cas par cas. D'autre part, elle requiert un temps de calcul conséquent difficilement compatible avec des applications en temps réel.

La comparaison des résultats des deux méthodes a montré que le calcul de la commande prédictive avec la CPBP divise les temps du calcul par d'un facteur 50 par rapport à la CPP pour des performances similaires en terme de coût et de respect des contraintes. Cela permet de confirmer que dans le cas étudié ici, la CPBP fournit une solution optimale, avec une simplicité de mise en œuvre et une rapidité de calcul permettant d'envisager une implémentation industrielle.

La CPBP a enfin été appliquée à diverses études de cas afin d'illustrer sa robustesse dans diverses situations. La commande prédictive a d'abord été évaluée pour différents niveaux de performance de bâtiments : de non isolé jusqu'aux standards de construction récents. Il est possible d'utiliser cette méthode pour tous les types de bâtiment considérés, qui possèdent une capacité thermique suffisante pour le stockage de chaleur. En fonction de la performance de l'enveloppe l'économie sur la facture varie de 3 % (bâtiments mal isolés) à 26 % (bâtiments récents, mais l'économie est faible en valeur absolue). Les économies en valeur absolue dans les bâtiments à isolation intermédiaire est plus intéressante. Cela pose la question du coût de la mise en œuvre et l'impact sur la rentabilité du système de pilotage par rapport au gains effectif sur la facture.

Le critère d'optimisation a ensuite été changé en faveur de la minimisation des émissions de GES liées à la consommation du chauffage. Dans le cas étudié, l'optimisation environnementale a permis de réduire à hauteur de 9 % les émissions de gaz à effet de serre (en CO₂ équivalent) pendant une saison de chauffe. Cette étude a montré la robustesse de CPBP par rapport à la structure de coût choisi (émissions ou tarif électrique).

Enfin, l'étude de la commande prédictive pour un modèle monozone a été appliquée avec prévisions incertaines pour la planification et des données historiques pour le suivi de la trajectoire. Ceci a permis de tester la stratégie dans une configuration qui s'approche d'une application pratique de la CPBP. La considération des erreurs de prévisions sur les sollicitations extérieures a induit un surcoût d'environ 1,5 % par rapport à une stratégie bénéficiant de prévisions parfaites. L'incertitude sur la température extérieure a un impact plus important par rapport à l'incertitude du rayonnement solaire. Les perturbations des sollicitations ont été appliquées en fonction de l'écart caractéristique entre les modèles de prévision météorologique et les observations. La variabilité de la météo semble tout de même faible pour le cas d'étude considéré, cela peut être spécifique à la localisation, les performances thermiques...Un approfondissement est envisageable en perspective afin de déterminer si la conclusion est généralisable pour d'autre cas d'application.

Une même étude a été menée pour l'évaluation de l'effet de la prévision de l'occupation sur la stratégie de gestion. La modélisation stochastique a été utilisée pour modéliser trois scénarios caractérisant la variabilité de l'occupation au sein d'une maison : un scénario d'apports internes médian, un scénario maximal et un scénario minimal. L'occupation est le paramètre le plus influent sur la stratégie, induisant un surcoût qui peut atteindre 8 %. Il est important de considérer les perturbations liées à une estimation imprécise des sollicitations dans le calcul de la commande prédictive. La commande prédictive appliqué en présence de prévisions incertaines permet de

minimiser les surcoûts engendrés par les erreurs de prévision. La stratégie de gestion est dans ce cas robuste, plus précise et reflète la réalité.

En conclusion, une méthode de commande prédictive pour la gestion du chauffage et la minimisation des coûts de consommation a été présentée, validée par comparaison sur un cas d'étude à la méthode CPP considérée comme référence, et testée sur différentes études de cas. L'approche de résolution du problème de commande optimale a permis de s'affranchir des difficultés retrouvées lors de l'utilisation de la méthode indirecte continue (CPP) nécessitant un paramétrage expert. La CPBP est simple d'application, fournit des résultats comparables à la méthode CPP, et réduit considérablement les temps de calcul par rapport à cette référence. Cela permet d'envisager des applications industrielles.

Chapitre 4. Développement d'une méthode de commande prédictive à l'échelle multizone

Sommaire

1.	Introduction.....	123
2.	Formulation du problème de la commande optimale multizone.....	124
2.1.	Contrainte dynamique.....	124
2.2.	Critère d'optimisation.....	125
2.3.	Contrainte de confort	126
2.4.	Contrainte de commande	126
3.	Cas d'étude.....	126
3.1.	Description de l'enveloppe du bâtiment	127
3.2.	Paramètres d'optimisation	128
4.	Prise en compte du couplage thermique entre zones	129
4.1.	Hypothèse adiabatique.....	130
4.2.	Hypothèse de températures identiques	131
4.3.	Prise en compte des températures adjacentes réelles	131
4.4.	Comparaison des résultats en boucle fermée	133
5.	Validation par rapport à la méthode de référence	140
6.	La commande prédictive multizone.....	144
6.1.	Observateur d'état.....	145
6.2.	Suivi de trajectoire.....	148
6.3.	Schéma complet de la CPBP multizone	148
6.4.	Résultats	149
7.	Le partage de ressource.....	152
7.1.	Reformulation des paramètres de la commande optimale	153
7.2.	Prise en compte du partage de ressource	155
7.3.	La commande prédictive sans partage de ressource	157
7.4.	Application du partage de ressource.....	160
8.	Conclusions du chapitre.....	165

1. Introduction

Ce chapitre traite de l'application de la commande prédictive à l'échelle multizone. La méthode de résolution CPBP est adaptée de manière à intégrer une modélisation qui considère les échanges ayant lieu entre les zones thermiques décrivant la dynamique du bâtiment. En effet, l'approche multizone peut prendre en compte différents usages et scénarios d'occupation (par exemple séjour et chambres dans un logement), et différentes orientations (pièces orientées au nord ou au sud). La modélisation multizone permet de traiter des différences de scénario notamment d'occupation et de puissance dissipée, d'évaluer les variations des sollicitations extérieures pour une modélisation précises des flux de chaleur et des déperditions, de gérer les interactions entre zones et de contrôler de manière plus fine la température intérieure de chaque zone. C'est pour cela qu'une gestion du chauffage multizone doit être mise en place.

Le problème de commande optimale multizone est explicité au §2. Du fait de la modélisation du bâtiment, des composantes de couplage sont à présent intégrées dans la dynamique de chaque zone afin de tenir compte des échanges thermiques qui opèrent à travers les parois intermédiaires. Le problème de la commande optimale multizone est alors traité comme un ensemble de sous-problèmes monozone couplés entre eux.

Le cas d'étude pour lequel la méthode est développée est détaillé au §3 de ce chapitre. Il s'agit d'un bâtiment bizonne combinant un double usage tertiaire et résidentiel. Les paramètres d'optimisation pour la résolution de la commande optimale spécifique au cas d'étude sont également détaillés. La fonction objectif correspond au coût lié à la régulation du chauffage dans un contexte d'effacement des consommations de pointe.

Le couplage thermique entre zones est étudié pour le cas bizonne au §4. Trois approches d'estimation de la variable de couplage sont étudiées : le cas où les échanges thermiques entre les zones sont négligés, le cas où les températures sont supposées identiques dans les deux zones et enfin la prise en compte de la sortie d'une zone comme l'entrée de l'autre de façon itérative. Ces températures sont évaluées dans le cadre de la commande prédictive afin de déterminer l'impact du couplage sur la stratégie de gestion. Les approches de couplage sont implémentées dans la CPBP de manière à calculer une commande prédictive à l'échelle de chaque zone.

La CPBP est ensuite comparée à une méthode de référence : la CPP déployée dans un schéma de commande prédictive centralisé calculant un problème de commande optimale unique qui fournit un optimum global. Les résultats de la validation sont discutés au §5 de ce chapitre.

La CPBP bizonne est déployée dans une boucle de commande prédictive qui inclut les outils nécessaires à un retour d'état réel : l'observateur pour l'estimation de l'état en fin de période d'échantillonnage et le régulateur PI pour le suivi de la trajectoire. L'implémentation du schéma complet de la CPBP distribuée est détaillée au §6.

Enfin, le partage de ressource est traité dans le cadre de la stratégie optimale multizone au §7. Une contrainte couplante de commande est introduite qui limite la puissance maximale globale qui peut être prélevée du réseau. Celle-ci est une contrainte liée au contrat d'électricité souscrit dans le

bâtiment et se différencie de la contrainte de commande qui définit la limite maximale de puissance du système de chauffage.

2. Formulation du problème de la commande optimale multizone

2.1. Contrainte dynamique

Dans le cas d'une modélisation multizone du bâtiment, des transferts de chaleur ont lieu entre les zones thermiques. Ces transferts doivent être pris en considération dans la dynamique globale. Deux approches de modélisation sont employées dans le cadre de la comparaison de deux méthodes de contrôle optimal dans ce chapitre. Premièrement, l'approche centralisée qui considère le bâtiment multizone dans son ensemble et génère un modèle thermique unique intégrant le couplage entre les zones contiguës. Cette modélisation est utilisée dans le cadre de la commande optimale centralisée, présentée au §4.2.1 du chapitre 2. Deuxièmement, l'approche multizone où chaque zone est modélisée en tenant compte des transferts de chaleur avec les zones adjacentes en connectant les mailles des parois intermédiaires et en introduisant une température équivalente dans le système dynamique de la zone considérée (cf. §2.1.2 du chapitre 2). Cette approche sera employée dans ce chapitre dans le cadre de l'application de la CPBP (introduite dans le chapitre 3) pour le cas multizone.

Le système d'équations couplées est établi pour chaque zone thermique :

$$\begin{cases} \dot{x}_i = A_i \cdot x_i + B_{u_i} \cdot u_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} T_{adj} \\ Y_i = C_i \cdot x_i + D_i \cdot U_i \end{cases} \quad (4.1)$$

où :

- i représente l'indice de la zone considérée et j une zone adjacente .
- A_i est la matrice associée à l'état.
- B_i est la matrice associée à la commande.
- B_{soll_i} est la matrice associée aux sollicitations.
- B_{adj_i} est la matrice associée à la température de la zone adjacente.
- C_i est la matrice associée à la sortie.
- D_i est la matrice reliant les sorties aux sollicitations.
- x_i est l'état de la zone i .
- u_i est la puissance de chauffage.
- $Soll_i$ sont les sollicitations extérieures et intérieures de la zone i .
- T_{adj_j} est la température adjacente de la zone contiguës (variable de couplage).
- Y_i est le vecteur de sorties décrivant la température intérieure et la température adjacente.

La température adjacente est une température équivalente prenant en compte la température de la zone adjacente ainsi que le rayonnement solaire reçu par le mur mitoyen. Celui-ci influence la

température du mur mitoyen et par conséquent le flux de chaleur vers la zone considérée. Le bilan thermique de la paroi intermédiaire permet d'exprimer la température adjacente (ou équivalente) :

$$T_{adj_j} = T_{zone_j} + \frac{1}{S_{opaque_j} \left(h_j + \frac{1}{\frac{e_{is}}{\lambda_{is}} + \frac{e_{m1}}{2\lambda_{m1}}} \right)} \cdot Q'_{sol_j} \quad (4.2)$$

$$Q'_{sol} = [1 - (1 - \alpha_{AV}) \cdot A_{vitrage} / A_{total}] \cdot Q_{sol} \quad (4.3)$$

où :

- j est la zone adjacente, is est l'isolant et $m1$ est la 1^{ère} maille de mur.
- T_{adj_j} est la température de la zone adjacente .
- h_j est le coefficient de transfert radiatifs et convectifs à la surface de la paroi.
- e_{is} est l'épaisseur de l'isolant placé côté zone j .
- λ_{is} est la conductivité de l'isolant placé côté zone j .
- e_{m1} est l'épaisseur de la 1^{ère} maille de mur.
- λ_{m1} est la conductivité de la 1^{ère} maille de mur.
- S_{opaque_j} est la surface totale des parois opaques.
- Q'_{sol_j} est le flux solaire net restant de la zone adjacente.
- α_{AV} est le facteur d'absorption moyen.
- $A_{vitrage}$ est l'aire totale des vitrages de la zone.
- A_{total} est l'aire totale des parois de la zone.
- Q_{sol} est le flux solaire diffus.

2.2. Critère d'optimisation

La commande optimale multizone cherche à déterminer la trajectoire minimisant le coût de la facture électrique en opérant un contrôle du chauffage sur un horizon d'optimisation pour chaque zone thermique. À l'échelle de chaque zone, un problème de commande optimale local est résolu avec comme critère d'optimisation :

$$\min_{u_i \in U_i} \left[J(u_i(t)) = \int_{t_0}^{t_f} C_{elec}(t) u_i(t) dt \right] \quad (4.4)$$

où :

- u est la puissance de chauffage appliquée à la zone i .
- t_0 est l'instant initial.
- t_f est l'instant final.
- U_i est l'espace des commandes admissibles.
- C_{elec} est le tarif de l'électricité.

La minimisation locale du coût du chauffage pour chaque zone induit la réduction de la facture électrique globale du bâtiment. Aucun conflit de critère d'optimisation n'est étudié dans ces travaux.

2.3. *Contrainte de confort*

Les contraintes de température correspondent aux limites de confort thermique fixées à l'échelle de chaque zone :

$$T_{min_i} \leq T_{zone_i}(t) \leq T_{max_i} \quad \forall t \quad (4.5)$$

La contrainte minimale est considérée comme consigne d'une des solutions optimales appliquant les besoins de chauffage.

2.4. *Contrainte de commande*

Les limites du système de chauffage sont introduites grâce aux contraintes de commande, également fixées pour chaque zone :

$$u_{min_i} \leq u_i(t) \leq u_{max_i} \quad \forall t \quad (4.6)$$

Cet intervalle détermine l'espace de commande admissible pour la résolution de la commande optimale.

3. Cas d'étude

Le cas d'étude bizona présenté dans les travaux de Frapin (2018) est adopté (Figure 4.1). Le bâtiment étudié est un immeuble de six étages situé en climat parisien avec des besoins de chauffage annuels de 13 kWh/m². Le zonage est choisi en fonction du double usage tertiaire et résidentiel du bâtiment : les trois premiers étages englobent la zone des bureaux et les trois derniers représentent la zone de logement.

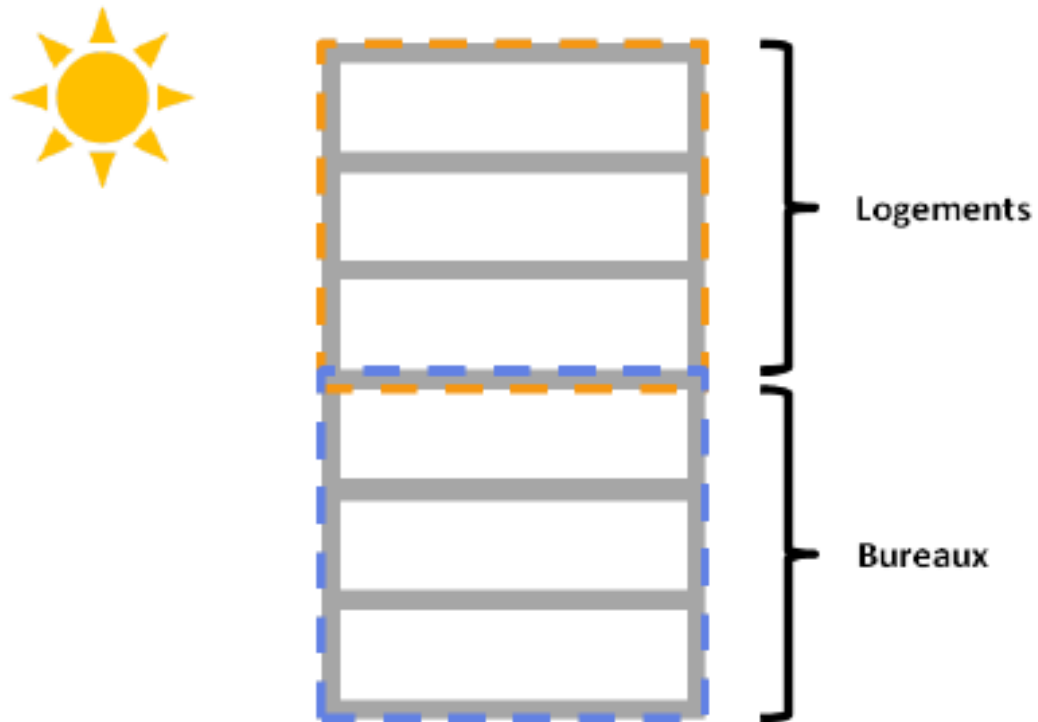


Figure 4.1 : Cas d'étude bizona - (Frapin, 2018)

3.1. Description de l'enveloppe du bâtiment

La surface totale chauffée est de 4800 m². La structure est en béton avec une isolation extérieure. La composition de l'enveloppe est récapitulée dans le Tableau 4.1.

Tableau 4.1 : Composition de l'enveloppe du bâtiment bizona

	Murs extérieurs	Plancher Bas	Plancher intermédiaire	Plafond
Compositions	20 cm de laine de verre 20 cm de béton	20 cm de laine de verre 20 cm de béton	20 cm de béton	26 cm de laine de verre 1 cm de plâtre
U [W/(m².K)]	0,2	0,2	11	0,16

L'enveloppe bénéficie de 45 % de vitrage en façade Sud, 15 % au Nord et 20 % pour les façades Est et Ouest. Les caractéristiques des menuiseries sont détaillées dans le Tableau 4.2 :

Tableau 4.2 : Description des menuiseries du bâtiment bizona

	Transmission thermique	Facteur solaire
	U_w [W/(m ² .K)]	S_w [-]
Fenêtres	1,6	0,54

3.2. Paramètres d'optimisation

3.2.1. Contraintes

Dans un premier temps, les contraintes de température sont considérées pour une valeur minimale fixe pour les deux zones indépendamment de leur usage. Dans un second temps, l'usage et de l'occupation seront pris en compte pour appliquer des consignes minimales différentes pour chaque zone. La commande optimale de chauffage est calculée, en considérant des contraintes de température de confort identiques pour les deux zones :

$$19\text{ °C} \leq T_{zone}(t) \leq 24\text{ °C} \forall t \quad (4.7)$$

Les contraintes de commande tiennent compte des limites du système de chauffage. Le dimensionnement du chauffage appliqué par Frapin (2018), qui applique une limite maximale de 300 kW par zone, est critiquable. En effet, cette puissance maximale représente plus de trois fois la valeur atteinte avec un dimensionnement classique qui se base sur les déperditions de chaque zone. La limite maximale des équipements est généralement définie en calculant sur une saison de chauffe les besoins de chauffage, considérant une température extérieure fixe en l'absence de rayonnement solaire et de sollicitations intérieures, pour satisfaire une consigne de température intérieure de 19 °C. Un surdimensionnement classique entre 20 % et 30 % est appliqué en fonction de l'usage de la zone. Ainsi la valeur de puissance maximale appliquée dans les travaux de Frapin est excessive, cela se répercute sur les températures maximales qui atteignent les 28 °C dans la zone de logement. Le dimensionnement du chauffage est alors révisé. Les limites du chauffage sont les mêmes pour les deux zones et représentent maintenant :

$$0 \leq u_{zone}(t) \leq 100\text{ kW} \forall t \quad (4.8)$$

3.2.2. Sollicitations extérieures

Les données météorologiques de la réglementation RT2012 pour la zone climatique H1a ont été choisies, fournissant des valeurs horaires sur une année type de : la température extérieure, le rayonnement solaire horizontal global et diffus, et le rayonnement normal direct. Les informations sur le vent et l'humidité n'ont pas été utilisées dans ce calcul.

3.2.3. Sollicitations intérieures

Un scénario d'occupation standard est appliqué aux deux parties du bâtiment. La zone de bureau est occupée par 169 travailleurs : la chaleur métabolique est fixée à 110 W/occupant. La zone résidentielle est occupée par 73 personnes : le gain métabolique est de 80 W/occupant. Les scénarios

ThBCE (outil de calcul de la réglementation française) sont utilisés pour estimer les apports internes. La Figure 4.2 représente les gains internes durant une semaine.

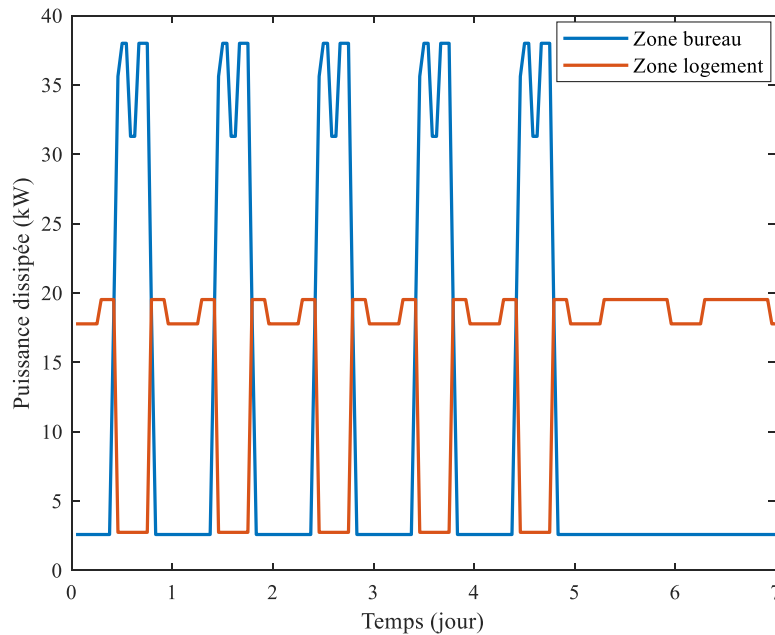


Figure 4.2 : Apports internes dans le cas bizona

3.2.4. Tarif d'électricité

Le tarif électrique introduit dans le chapitre 3 est appliqué avec les trois niveaux : heures creuses et pleines et de pointe (cf. Tableau 3.4).

Tableau 4.3 - Tarification heures creuses, pleines et de pointe

	Heures creuses	Heures pleines	Heures de pointe
Horaire	0 h - 9 h	9 h - 17 h 22 h - 0 h	17 h - 22 h
Coût du KWh	0,0863 €	0,1275 €	0,255 €

4. Prise en compte du couplage thermique entre zones

La CPBP est adaptée à l'échelle multizone en découpant le problème global en sous-problèmes d'optimisation : un sous-problème de commande optimale locale est résolue pour chaque zone. Dans cette partie, le couplage thermique pour le cas bizona est étudié. Les profils de température et de puissance sont dépendants les uns des autres, ainsi l'estimation des variables de couplage (température adjacente associée à chaque zone) a une importance qui nécessite d'être évaluée.

4.1. Hypothèse adiabatique

La première étape pour l'évaluation du couplage thermique pour le cas bizonne consiste à négliger tout échange thermique entre les zones. Les systèmes dynamiques des zones sont considérés indépendants. D'une part, la variable de couplage introduite dans l'équation (4.1) est négligée et aucune sollicitation adjacente supplémentaire n'est considérée. D'autre part, la maille extérieure de la paroi mitoyenne est considérée adiabatique et aucun échange avec les différentes mailles de la zone considérée n'a lieu. Cette hypothèse permet de constituer une base pour l'évaluation de l'impact des échanges thermiques pour le cas bizonne sur la stratégie de gestion optimale. Par ailleurs, elle représente une solution facile à mettre en œuvre qui peut apporter une alternative à la prise en compte des échanges thermiques entre zones lors de l'optimisation. Il est alors nécessaire de l'évaluer par rapport à une méthode qui prend en compte le couplage thermique.

La planification de la trajectoire optimale pour chaque zone est opérée avec l'algorithme de résolution COBP présenté au §3.3.2 du chapitre 3 :

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de chaque zone issue de COMFIE
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée des modèles de chaque zone du bâtiment
- ✓ Initialisation de l'état du bâtiment après une mise en température
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (sollicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet)

Étape 1 : Détection des plages de coût

- ✓ Évaluation des plages de coût de la tarification électrique
- ✓ Identification des plages de stockage et d'effacement

Étape 2 : Détection du temps de déclenchement du stockage

- ✓ Évaluation des temps de déclenchement t_d du stockage lors des plages dédiées (fonction *fmincon* de MATLAB). L'objectif est la minimisation du coût sur l'horizon d'optimisation en plus de l'horizon d'effet
- ✓ Application des besoins de chauffage en dehors des plages de stockage

Étape 3 : Mise en œuvre de la trajectoire optimale

- ✓ Application de la puissance maximale de chauffage sur les périodes de stockage identifiées de t_d à la fin de la plage de stockage
- ✓ Calcul des besoins de chauffage en dehors des périodes de stockage

4.2. Hypothèse de températures identiques

La seconde hypothèse faite pour l'évaluation de l'impact des échanges thermiques sur la commande prédictive entre zones concerne la définition de la température adjacente dans l'équation (4.1). Lors de la résolution du PCO de chaque zone, la température adjacente de la zone contiguë est considérée équivalente à celle de la zone considérée :

$$T_{adj_2} = C_1 x_1 \tag{4.9}$$

$$T_{adj_2} = C_1 x_1 \tag{4.10}$$

La planification de la trajectoire suit le même algorithme COBP : l'application se fait sur le système dynamique couplé suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}_i = A_i \cdot x_i + B_{u_i} \cdot u_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} C_i x_i \\ Y_i = C_i \cdot x_i \end{cases} \tag{4.11}$$

Les deux zones sont similaires du point de vue des surfaces, compositions des façades, vitrages et apports solaires, mais n'ont pas les mêmes scénarios d'apports internes. La composition du plancher dans la zone des bureaux et le plafond dans la zone logement est différente. En termes de sollicitations extérieures, la différence concerne les flux opaques à travers le plancher bas pour la zone 1 et le plafond sous combles pour la zone 2.

4.3. Prise en compte des températures adjacentes réelles

Les dynamiques de zone sont interdépendantes : si la température intérieure d'une zone change cela affecte sa zone adjacente et vice-versa. Lors de la résolution du PCO d'une zone, la température adjacente est supposée fixe et connue par avance. Or le profil de température optimisé n'est connu qu'à la suite de la résolution du PCO de chaque zone. Un calcul itératif doit être mis en place où les températures adjacentes sont représentatives des températures réelles dans les zones contiguës.

La température adjacente introduite dans la dynamique des sous-systèmes est corrigée par un processus itératif qui permet de réduire l'erreur liée à l'estimation des échanges thermiques. La sortie d'une zone devient alors l'entrée de la zone contiguë et vice-versa. L'erreur d'estimation des températures adjacentes est intégrée à la suite de la résolution des PCO locaux et le calcul est réitéré jusqu'à la convergence.

La dynamique de chaque zone prenant en compte le couplage thermique à travers la température adjacente est décrite par l'équation :

$$\begin{cases} \dot{x}_i = A_i \cdot x_i + B_{u_i} \cdot u_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} T_{zone_j} + \frac{1}{S_{opaque_j} \left(h_j + \frac{1}{\frac{e_{is}}{\lambda_{is}} + \frac{e_{m1}}{2\lambda_{m1}}} \right)} Q'_{sol_j} \\ Y_i = C_i \cdot x_i \end{cases} \quad (4.12)$$

La température adjacente prend en compte le flux convectif et radiatif à la surface de la paroi mitoyenne. Le flux solaire Q'_{sol_j} reçu par la paroi intermédiaire est fixe. Celui-ci est considéré comme sollicitation supplémentaire au même titre que les sollicitations externes et internes de la zone considérée i . Ainsi, c'est la température de la zone contiguë T_{zone_j} qui est actualisée dans le processus itératif.

En pratique et pour le cas bizona, les températures des zones contiguës sont d'abord initialisées à 19 °C pour la première résolution des PCO locaux. Elles sont ensuite mises à jour en fonction du résultat de l'optimisation de chaque zone et les calculs sont réitérés jusqu'à la satisfaction de la condition de convergence. Celle-ci est déterminée par une tolérance calculée en fonction de l'erreur quadrique moyenne (RMSE) entre la température de la zone adjacente utilisée pour l'optimisation de la zone et la sortie de l'optimisation de la zone 2. Le schéma est explicité dans la Figure 4.3.

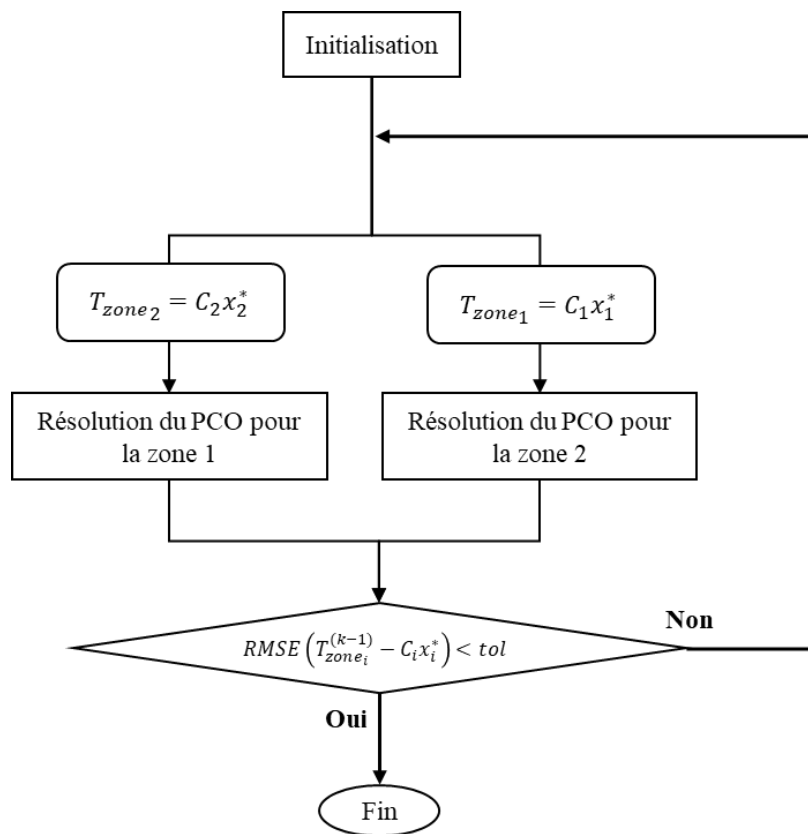


Figure 4.3 : Schéma de résolution de la commande optimale multizone – cas bizona

L'algorithme de résolution COBP multizone opère par étape :

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de chaque zone
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée des modèles de zone
- ✓ Initialisation des états de chaque zone après mise en température
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation pour chaque zone (sollicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet)
- ✓ Initialisation des température des zones contiguës à 19 °C

Étape 1-3 : Planification de la trajectoire de chaque zone

- ✓ Identification des plages de coût de la tarification électrique
- ✓ Détermination des temps de déclenchement du stockage
- ✓ Mise en œuvre de la trajectoire optimale en fonction des

Étape 4 : Mise à jour des températures des zones adjacentes

- ✓ Les températures des zones contiguës sont remplacées par les sorties d'optimisation de chaque zone considérée
- ✓ Si la tolérance, fixée à 0,1 °C, n'est pas satisfaite alors retour à l'étape 1
- ✓ Sinon convergence des résultats

4.4. Comparaison des résultats en boucle fermée

Le couplage thermique est introduit afin d'étudier la commande prédictive multizone. Le problème global est divisé en sous-problèmes de commande optimale à résoudre à l'échelle de chaque zone. Différentes hypothèses ont été faites concernant le couplage thermique entre zones. Les trois approches présentées dans les paragraphes précédents permettent l'adaptation de la méthode COBP à des dynamiques de zones prenant en compte ou non les échanges thermiques avec différentes estimations des variables de couplage. Les trois algorithmes sont appliqués en boucle fermée calculant une commande prédictive avec un retour d'état parfait. Cela implique d'une part, que le calcul de la commande optimale est actualisé à chaque période d'échantillonnage (ou horizon de contrôle) et d'autre part que l'état estimé à la fin de l'horizon de contrôle est considéré comme parfait, c'est à-dire sans erreur d'observation ni de prévision (sollicitations parfaitement connues à l'avance).

Trois approches de commande prédictive sont alors comparées en fonction du type de couplage :

- La CPBP décentralisée sans couplage : une stratégie de gestion est calculée pour chaque sous-système. Les zones thermiques sont supposées indépendantes et les échanges de chaleur entre elles sont négligés. Cette configuration est similaire à celle appliquée pour le cas monozone dans le chapitre 3.

- La CPBP décentralisée avec couplage simplifié : les stratégies de gestion sont appliquées pour chaque sous-système. Les dynamiques des zones thermiques sont modifiées de manière à inclure une variable de couplage fixe où la température adjacente est considérée équivalente à celle de la zone considérée.
- La CPBP distribuée : la résolution du problème est appliquée à l'échelle de chaque zone avec une étape de coordination pour la correction de l'erreur sur la température de la zone adjacente. La sortie de chaque zone est utilisée comment entrée pour l'optimisation de la zone contiguë. Les températures des zones adjacentes sont actualisées pendant un processus itératif.

Les trois approches de CPBP sont appliquées à la gestion du chauffage électrique du bâtiment bizona introduit au §3 pour la minimisation du coût dans un contexte d'effacement des consommations de pointe. Le cas bizona permet d'introduire dans la CPBP multizone et d'évaluer les différents types de couplage ainsi que leurs impacts sur la stratégie globale. Le modèle thermique de chacune des deux zones est réduit par réduction par réalisation équilibrée à l'ordre 3. Les trois stratégies sont comparées suivant les critères de : temps de calcul, facilité d'implémentation et de précision.

Le même problème de commande optimale est résolu pour chacune des deux zones thermiques. L'initialisation comprend un horizon d'optimisation de 5 jours, d'effet de 15 jours et de contrôle de 24 heures. Deux modèles de zones sont introduits, les états initiaux pour chaque zone résultent d'une mise en température à 19 °C avant l'optimisation. Les sollicitations extérieures sont équivalentes en termes de température extérieure et de flux solaires. Les flux thermiques à travers le plancher bas en contact avec un vide sanitaire pour la zone de bureau et le plafond sous comble pour la zone logement diffèrent du fait de la composition distincte des deux parois et des conditions aux limites. Pour ce qui est des sollicitations intérieures, les scénarios d'occupation et de puissances dissipées sont propres à chaque zone en fonction de l'usage et des activités de bureau et de logement. La structure de coût de l'électricité est identique pour les deux zones. La période d'optimisation choisie est la semaine du 26 novembre qui représente une période froide de l'année type considérée.

Les profils de puissance de la zone de bureau et de logement sont illustrés dans la Figure 4.4 et Figure 4.5 pendant les quatre première journées de la semaine d'optimisation. Les trois commandes prédictives sont calculées par chaque algorithme modélisant un couplage thermique différent. De manière générale, les stratégies sont qualitativement assez proches : le stockage de chaleur pendant les heures creuses et l'effacement d'une majorité des heures pleines et de pointe avec la satisfaction des besoins de chauffage lorsqu'il est nécessaire de maintenir la contrainte minimale. Le premier jour, la CPBP décentralisée sans couplage se distingue des stratégies avec couplage avec un stockage de chaleur plus conséquent et des besoins de chauffage en début d'heures creuses plus importants. La distinction est plus marquante dans la zone de bureau où le stockage dure deux fois plus longtemps que les stratégies avec couplage (les besoins sont également deux fois plus grands). Au-delà du premier jour, les écarts entre les trois stratégies sont réduits et les différences se limitent à des débuts de périodes de stockage avec des temps de déclenchement qui varient au maximum d'une heure. Sur l'ensemble de la semaine, la CPBP sans couplage commence à stocker un peu plus de tôt, ce qui est principalement dû à l'hypothèse adiabatique qui ne suppose aucun apport provenant de la zone

adjacente. D'autre part, des estimations différentes des besoins de chauffage pour maintenir la consigne en fin et début de journée sont constatés avec les besoins légèrement plus important pour la CPBP distribuée. L'effacement des heures pleines et de pointe est alors affecté par ces différences entre les stratégies.

Afin de comparer les stratégies en matière d'hypothèse de couplage lors de la détermination de la commande prédictive, il est nécessaire de les appliquer au modèle multizone couplé de COMFIE prenant en compte le couplage thermique et intégrant la température adjacente incluant la température de la zone contiguë ainsi que la sollicitation solaire transmise à travers la paroi mitoyenne vers la zone considérée. Les températures résultant des trois stratégies sont simulées avec le système couplé (4.12). La CPBP distribuée est la stratégie basée sur le système couplé, elle ne fait pas d'hypothèse sur la température adjacente et considère les températures de sortie de chaque zone comme l'entrée de l'autre. Ainsi les deux hypothèses de couplage appliquées dans les CPBP décentralisées sont évaluées par rapport à la CPBP distribuée.

Les profils de température correspondants sont représentés dans la Figure 4.6 pour la zone de bureau et la Figure 4.7 pour la zone de logement pendant les quatre premiers jours de la semaine d'optimisation. La température intérieure augmente pendant les périodes de stockage pour ensuite diminuer en heures pleines lorsque le chauffage est coupé. Dans la zone de bureaux, la température intérieure augmente légèrement, à la suite des périodes de stockage, pendant les heures de travail (entre 10 h et 17 h) en raison des gains internes liés aux activités. Pendant le week-end, cela n'est pas observé en raison de l'inoccupation des bureaux, ainsi la température suit une dynamique décroissante post stockage jusqu'à atteindre 19 °C en fin de journée. Le pic d'occupation en zone résidentielle se produit vers 19 h, l'impact des gains internes est moins important que dans les bureaux du fait du nombre plus faible d'occupants et de leurs activités qui génèrent moins d'apports internes.

Les températures résultant de la stratégie décentralisée sans couplage sont les plus élevées. En effet, celle-ci calcule une trajectoire de chauffage supposant une parois mitoyenne adiabatique avec aucun flux de chaleur échangé entre les deux zones. Ainsi lors de l'application de la stratégie au système couplé qui lui prend en compte les échanges de chaleur mitoyen

Les conditions initiales diffèrent entre la stratégie sans couplage et les stratégies avec couplage. En effet, cette dernière n'utilise pas le même modèle dynamique car les termes d'échange à travers les mailles intermédiaires ne sont pas les mêmes en l'absence de couplage ce qui impacte les valeurs de l'état. Les états initiaux sont déterminés à la fin d'une période de mise en température où les besoins sont satisfaits. L'énergie stockée dans le mur mitoyen est plus importante pour le modèle couplé. Cela implique que lors de l'application de la puissance calculée sans couplage sur le modèle couplé la température augmente fortement. En effet, l'énergie stockée dans le mur mitoyen (dû à état initial du modèle couplé proche du modèle réel) va être transférée aux zones car la température adjacente est prise en compte pendant la simulation. Rajoutant à cela un stockage doublement plus important, cela explique l'écart de température élevé observé entre la stratégie sans couplage et celles avec couplage. C'est alors une conséquence directe de l'initialisation qui se répercute sur les résultats de température tout au long de la semaine. Cette différence initiale s'estompe en quelques jours, et l'on observe une convergence des températures à la fin de la semaine d'optimisation.

En parallèle, l'intérêt de la prise en compte des échanges thermiques est plus apparent pour la CPBP décentralisée avec couplage par rapport à celle sans couplage. Les températures intérieures sont moins élevées et les températures en fin de journée sont en adéquation avec la solution optimale où la température s'approche des 19 °C représentant la consigne minimale de confort. Les profils de température pour les stratégies intégrant le couplage thermique sont similaires, les différences sont induites par l'estimation de la variable de couplage. La CPBP décentralisée avec couplage suppose que la température adjacente est équivalente à celle de la zone considérée durant l'optimisation, cela implique qu'elle considère que les apports adjacents sont d'une part parfaitement connus durant l'optimisation et d'autre part que les sollicitations de la zone adjacente sont identiques à la zone considérée. Il convient de rappeler également que la température adjacente dans ce cas ne considère pas le terme correctif lié au flux solaire transmis à travers la paroi mitoyenne d'une zone à une autre. Cette approche reste imparfaite, car l'hypothèse conduit à une mauvaise estimation des sollicitations adjacentes qui est évidemment différente pour les deux zones ce qui se répercute sur les températures résultant de l'application sur le système réel. La principale distinction correspond aux apports internes liées aux usages distincts des parties du bâtiment, qui influencent la température intérieure et donc les températures adjacentes des zones contiguës. En conséquence, la température intérieure émanant de cette hypothèse est légèrement supérieure à la température simulée avec le système couplé (4.12, utilisé dans la CPBP distribuée, à la suite des périodes de stockage. Tandis qu'en fin de journée et pour la zone de bureau seulement la contrainte minimale de confort n'est pas respectée. Cela n'est pas observé dans la zone de logement qui maintient une température légèrement plus élevée que la température résultante de la CPBP distribuée en fin de journée.

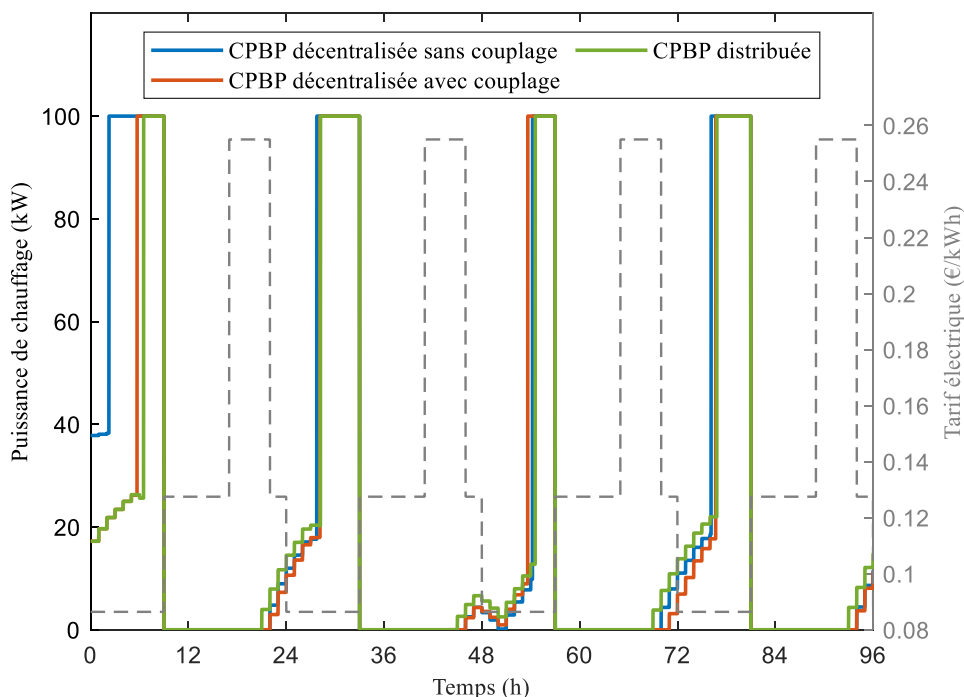


Figure 4.4 : Comparaison des profils de puissance en fonction du couplage pour la zone de bureau

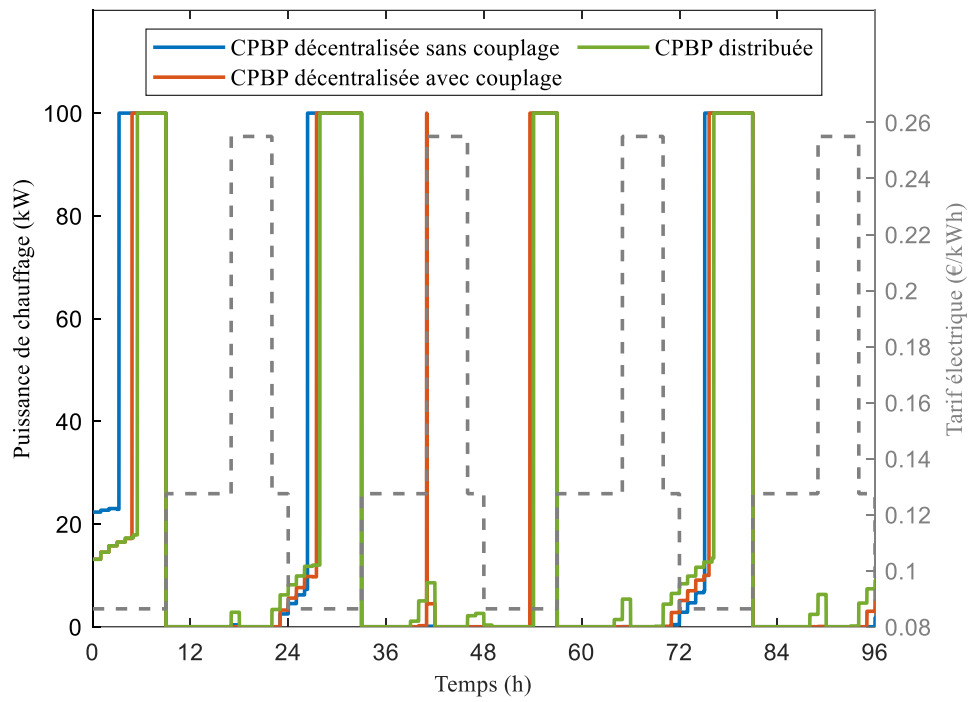


Figure 4.5 : Comparaison des profils de puissance en fonction du couplage pour la zone de logement

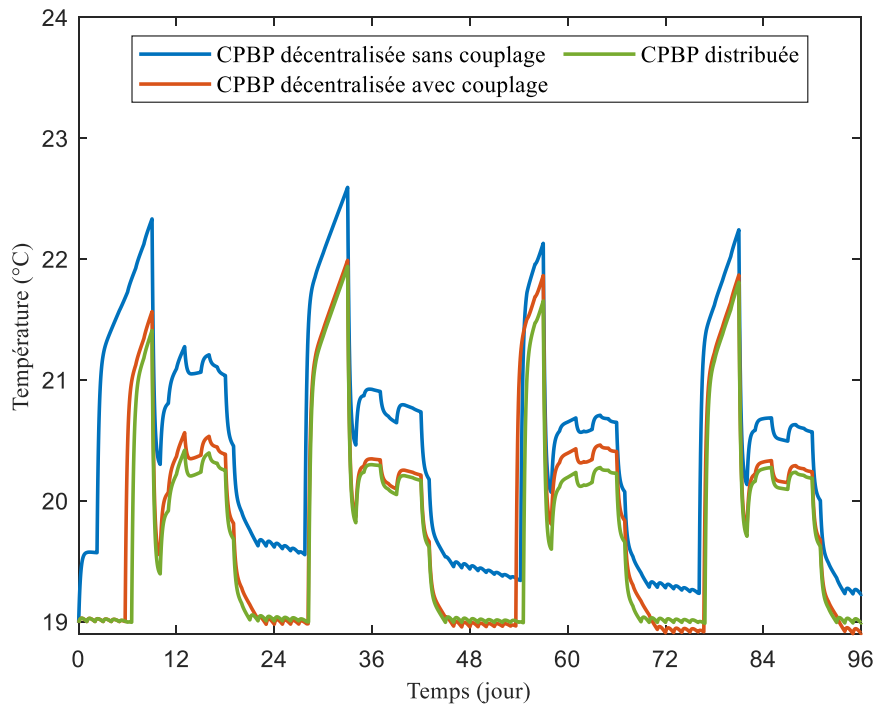


Figure 4.6 : Comparaison des profils de température en fonction du couplage pour la zone de bureau

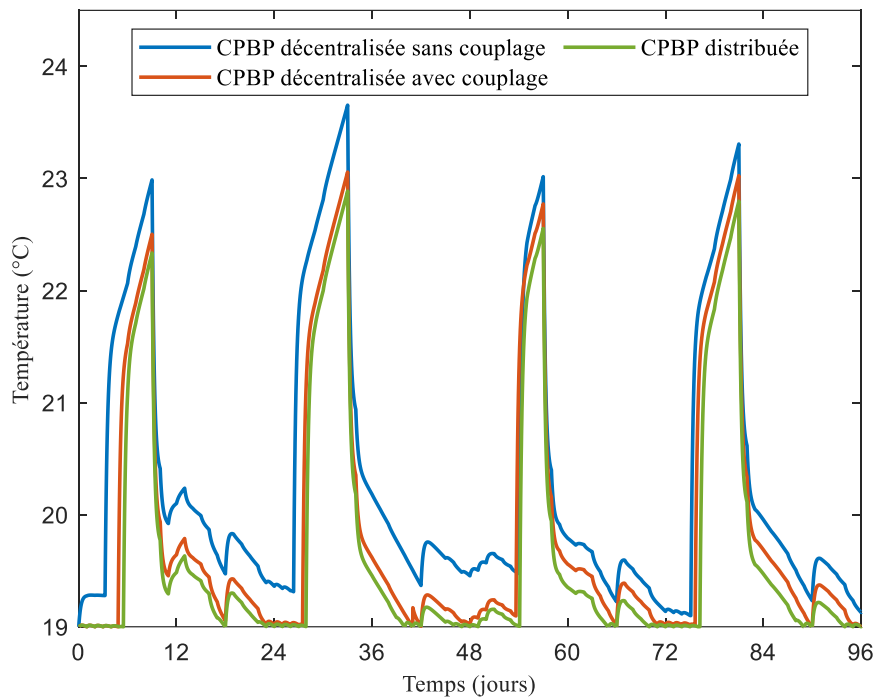


Figure 4.7 : Comparaison des profils de température en fonction du couplage pour la zone de logement

Le Tableau 4.4 récapitule les résultats des trois stratégies appliquées pendant la saison de chauffe en termes de temps de calcul, de coût et d'effacement des consommations en heures pleines et de pointe. La stratégie décentralisée sans couplage illustre l'importance relative de prendre en compte les échanges thermiques entre zones. En effet, l'effet de bord observé dans la CPBP sans couplage a un impact négligeable sur la saison de chauffe et produit une stratégie qui a une économie du même ordre de grandeur que la CPBP distribuée (25 % au lieu de 28 %). Par rapport à une régulation classique, les stratégies considérant le couplage thermique entre zones sont similaires (économies de 28 % et de 29 %, respectivement pour le couplage simplifié et pour le couplage distribué). En terme d'effacement, les CPBP décentralisées effacent plus de consommations en heures pleine et de pointe que la CPBP distribuée. Cela est dû à la mauvaise estimation de la variable de couplage par les CPBP décentralisées qui estiment des besoins de chauffage en période d'effacement plus faibles par rapport à la CPBP distribuée.

Tableau 4.4 : Comparaison des résultats de la CPBP en fonction du couplage pour le cas bizona sur la saison de chauffe

	Temps de calcul	Coût de la stratégie globale	Effacement des heures de pointe	Effacement des heures pleines	Réduction par rapport à une régulation classique
CPBP décentralisée sans couplage	142 s	7693 €	-99,4 %	-94,4 %	-25 %
CPBP décentralisée avec couplage simplifié	225 s	7356 €	-99,5 %	-94,7 %	-28 %
CPBP distribuée	470 s	7246 €	-93,5 %	-89 %	-29 %

Bien que l’erreur d’estimation de la CPBP décentralisée avec couplage simplifié ne semble pas conséquente, les températures intérieures à la suite de son application sur le système réel risquent de franchir la limite minimale de température. Pour ce cas, la différence n’est pas flagrante car les deux zones restent assez similaires mais cela n’implique pas que l’hypothèse reste valable pour tout type de bâtiment ayant des différences beaucoup plus accentuées entre les zones thermiques

La CPBP distribuée (qui opère par itération) est deux fois moins rapide, mais en contrepartie la prise en compte des erreurs liées aux échanges de chaleur permettent de produire une stratégie de gestion plus précise. La tolérance de convergence de la température adjacente est fixée à 0,1°C.

En conclusion, les écarts de stratégies induits par les hypothèses de couplage ne sont pas conséquents sur une saison de chauffe. Cela permet à priori de déduire qu’à la suite d’un temps d’adaptation une stratégie sans couplage, quoi que moins précise qu’une stratégie avec couplage, est capable de s’approcher dans ce cas d’étude. Il convient d’étudier la robustesse de ce résultat par rapport à l’intensité du couplage relativement aux déperditions globales. Cela laisse envisager son utilisation dans un cas de simplification d’une stratégie complexe avec de multiples zones connectées. Il en est de même pour la stratégie décentralisée avec couplage simplifié, où le calcul réitéré peut être écarté en supposant une équivalence de température au sein des zones optimisées. La stratégie dans ce cas est plus proche de celle prenant en compte les températures adjacentes propres à chaque zone. Ainsi la stratégie sans couplage peut être utilisée dans une phase d’optimisation et les échanges thermiques peuvent être introduits dans une phase de simulation de la solution optimale. Cela permettra d’économiser en temps de calcul et de gagner en simplicité. De la même manière que pour l’hypothèse adiabatique, le couplage simplifié peut être adopté en optimisation puis corrigé en phase de simulation. Le temps de calcul induit par la réitération du calcul pour prendre en compte les températures de zones réelle sera divisé par trois.

Dans le cas bizona, les simplifications ne sont pas nécessaires car les temps de calculs sont faibles. Par ailleurs, le couplage est simple sur du bizona, mais dans le cas d’un zonage plus fin avec des contacts avec plus de deux zones différentes, la CPBP décentralisée avec couplage simplifié peut être une alternative pour réduire les temps de calcul sans compromettre la précision des résultats de manière significative en terme de coût. Mais cette perspective reste à tester.

5. Validation par rapport à la méthode de référence

De même que pour le cas monozone, traité dans le chapitre précédent, la méthode de contrôle optimal développée dans ces travaux nécessite une validation à l'échelle multizone. La référence en multizone est la CPP centralisée présentée au §4.2 du deuxième chapitre. Celle-ci applique le principe de Pontriaguine et utilise les méthodes de pénalisation pour le calcul de la commande optimale. L'aspect multizone est pris en compte à travers un modèle thermique centralisé couplé permettant de résoudre un problème de commande optimale unique avec deux entrées et deux sorties (une pour chaque zone). La CPBP distribuée, développée ici, permet de déterminer la stratégie optimale à l'échelle multizone en divisant le problème en sous-problèmes de commande optimale. La résolution est appliquée à l'échelle de chaque zone thermique en tenant compte du couplage thermique à travers un processus itératif permettant de réduire l'erreur d'estimation de la variable de couplage.

L'objectif de cette section est de valider la CPBP par rapport à la CPP dans un cadre multizone. La comparaison des schémas de la commande prédictive distribuée et centralisée ne constitue pas un point de développement dans ces travaux. Les configurations ont déjà été mis en confrontation en employant une même méthode de contrôle optimal dans Frapin (2018). Les approches centralisée et décomposée-coordonnée ont fourni des résultats très proches.

Les deux méthodes de contrôle sont comparées dans un processus de retour d'état parfait : en supposant une parfaite connaissance des futurs états et sollicitations. Cette comparaison est conduite selon une configuration simplifiée pour permettre une évaluation basée sur les performances des algorithmes de résolution de la commande optimale. Négliger les erreurs d'estimation d'état et de prévisions permet de valider la nouvelle approche de CPBP distribuée par rapport à la méthode de pénalisation, implémentée dans la CPP centralisée.

Les méthodes sont appliquées au même cas d'étude adopté dans les travaux de Frapin (2018) (détails au §3.1). Le modèle centralisé complet d'ordre 41 est réduit à l'ordre 6 par réduction par réalisation équilibrée. Pour ce qui est du modèle multizone, chaque modèle de zone est réduit d'un modèle complet d'ordre 22 à l'ordre 3. Ces réductions de modèle ont été justifiées par des études fréquentielles dans les travaux antérieurs. L'horizon d'optimisation est de 5 jours, l'horizon d'effet de 15 jours (pour la CPBP distribuée) et l'horizon de contrôle de 24 heures. La période d'optimisation correspond à la semaine du 26 novembre. L'initialisation des états correspond à des températures intérieures de 20,2 °C pour la zone de bureau et de 21,2 °C pour la zone de logement.

La Figure 4.8 et la Figure 4.9 illustrent les résultats de la stratégie de gestion du chauffage de la zone de bureau ainsi que celle du logement calculées par la CPP centralisée et la CPBP distribuée au cours d'une semaine de novembre. La première différence notable découle de la comparaison entre une méthode indirecte et une méthode directe : les courbes de la CPP centralisée sont plus lisses. En effet, les méthodes indirectes basées sur le principe de Pontryagin résolvent le problème de manière continue. Plus exactement, le solveur BVP5C⁸ de Matlab utilise les méthodes de collocation pour

⁸ <https://fr.mathworks.com/help/matlab/ref/bvp5c.html>

résoudre le problème aux deux bouts, la solution fournie est continue sur l'intervalle d'intégration défini dans le maillage. Les méthodes directes quant à elles, discrétisent le problème d'optimisation avant de le résoudre en dimension finie.

En termes de stockage, les deux méthodes considèrent des périodes équivalentes. Pour la CPP centralisée, la puissance de chauffage progresse doucement vers la valeur maximale pendant les périodes de stockage tandis que la CPBP distribuée satisfait les besoins de chauffage avant de passer de manière instantanée au stockage de chaleur à pleine puissance. Le temps de déclenchement définit l'heure optimale à laquelle le stockage commence, la contrainte de confort minimale étant maintenue auparavant. Par ailleurs, un pic de puissance est observé au changement de coût (début des heures creuses), cela est une conséquence de la résolution numérique par la CPP du fait de la discontinuité de la structure de coût électrique et la non convexité du critère de minimisation. Hormis ces différences, les stratégies sont similaires en termes de stockage et d'effacement des heures pleines et de pointe.

Les températures simulées avec le modèle multizone décrit dans l'équation (4.1) à la suite de l'application des puissances de chauffage calculées par les deux méthodes sont représentées sur la Figure 4.10 et la Figure 4.11 pour les deux zones. Les dynamiques de température sont similaires pour les deux méthodes de contrôle avec des températures intérieures légèrement plus élevées en appliquant la CPP centralisée. L'écart entre la CPP et la CPBP est principalement dû à l'initialisation lors du retour d'état en fin de l'horizon de contrôle. C'est l'effet du pic de puissance appliqué par la CPP en début d'heures creuses, la température intérieure augmente résultant en un écart entre les températures simulées par les deux méthodes qui persiste tout au long de la journée.

Le coût de la stratégie pendant la semaine de novembre est de 635 € pour la CPP centralisée et de 624 € pour la CPBP distribuée (différence de 1,7 %). La CPBP offre de meilleurs résultats que la référence. L'écart lié à la comparaison d'une méthode indirecte (continue) à une méthode directe (discrétisée) et à la différence entre la configuration de commande prédictive centralisée et distribuée devrait être en faveur de la CPP, ce qui n'est pas le cas. En effet, l'approche centralisée trouve un optimum global alors que la distribuée effectue une optimisation pour chaque zone et prend en compte l'erreur liée à la prise en compte du transfert de chaleur. L'optimum dépend alors de l'estimation des flux à travers les parois adjacentes. La CPP centralisée est basée sur le principe de Pontriaguine, elle est supposée fournir l'optimum. Des questions peuvent être amenées par rapport à son paramétrage qui peut être remis en question. En particulier, le coefficient de raideur utilisé pour le calcul de la puissance en sortie de l'optimisation par le solveur BVP5C (cf. équation 2.24) produit des profils lisses et ronds au lieu de rectangulaires. De plus, le développement apporté au cas monozone concernant la distinction entre les deux poids des pénalisations n'a pas été fait pour le cas multizone. Cette combinaison peut expliquer l'écart, mais cela confirme la limite de la méthode de référence et la nécessité de disposer de la CPBP qui est plus rapide et facile à implémenter. Par ailleurs, il est important de rappeler que la CPBP minimise le coût sur l'horizon d'effet au-delà de la période d'optimisation et prend donc en compte l'effet du stockage sur le long terme, là où la CPP se limite à la période d'optimisation. La stratégie de gestion du chauffage pendant la semaine froide équivaut à une économie de 26 % sur la facture électrique par rapport à une régulation classique de type thermostat où les besoins de chauffage sont satisfaits pour maintenir une consigne de

température intérieure de 19 °C à tout moment. En termes de temps de calcul, la CPBP distribuée est plus rapide d'un facteur 39 : un calcul d'une semaine prend 17 minutes à la CPP contre 26 secondes pour la CPBP.

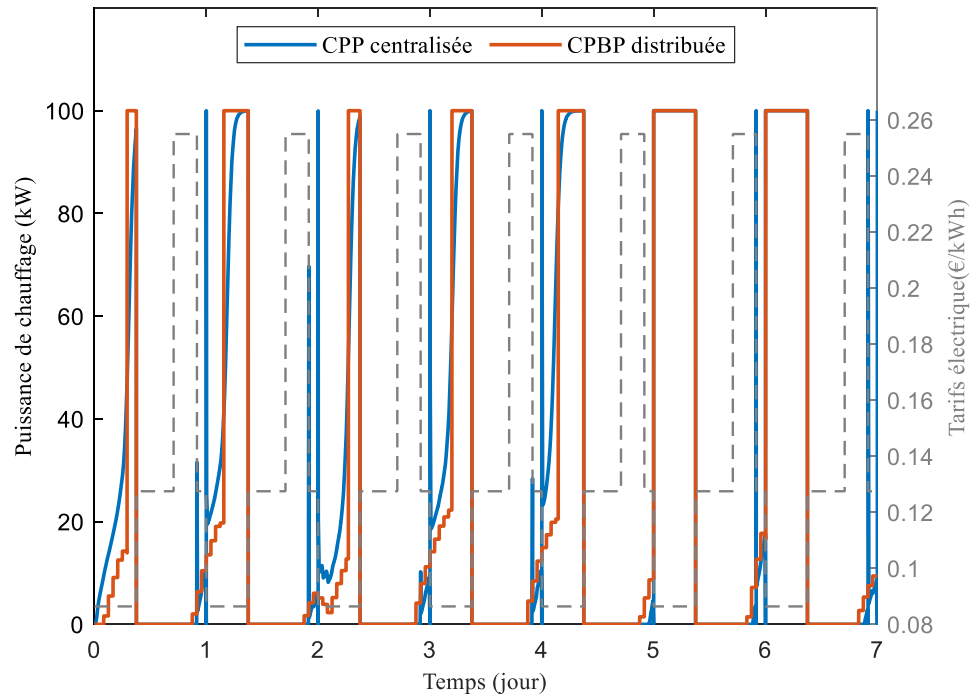


Figure 4.8 : Profils de puissance calculés par la CPBP distribuée et la CPP centralisée pour la zone de bureau

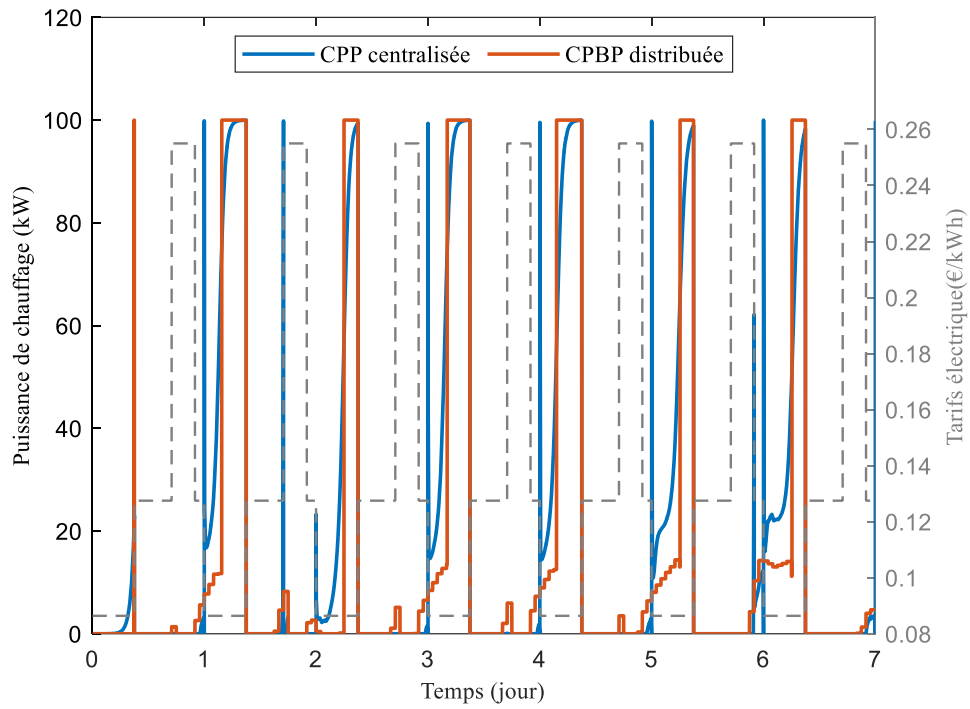


Figure 4.9 : Profils de puissance calculés par la CPBP distribuée et la CPP centralisée pour la zone de logement

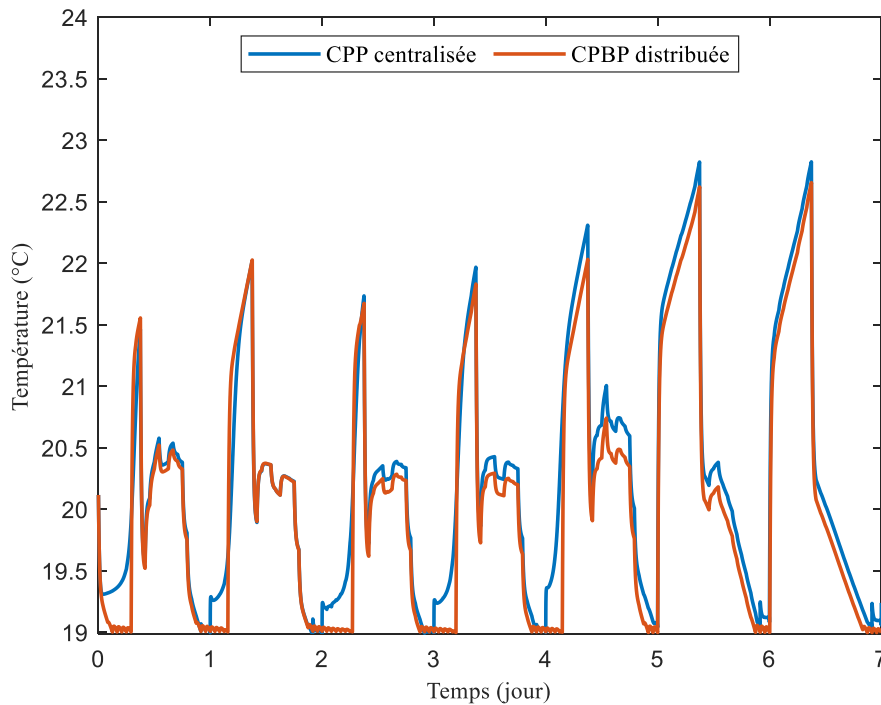


Figure 4.10 : Profils de températures intérieures calculées par la CPBP distribuée et la CPP centralisée pour la zone de zone de bureau

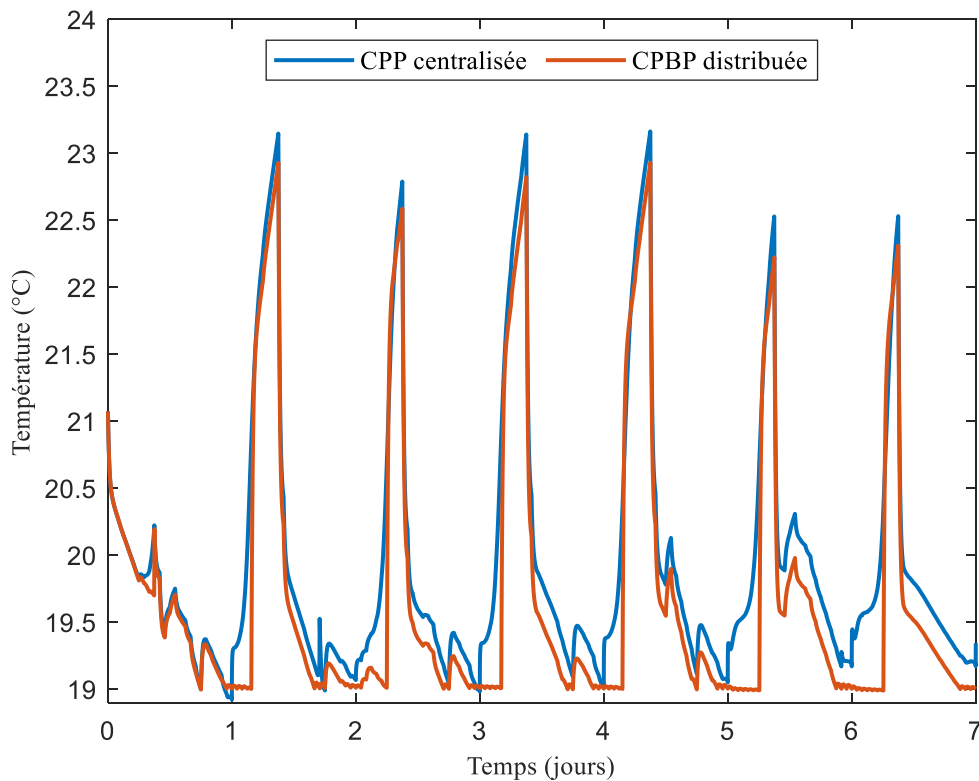


Figure 4.11 : Profils de températures intérieures calculés par la CPBP distribuée et la CPP centralisée pour la zone de logement

Les résultats de la validation sur une saison de chauffe complète sont représentés dans le Tableau 4.5. La gestion optimale par la CPBP distribuée permet de réduire de 25 % la facture du chauffage par rapport à la régulation classique et divise par 36 les temps de calcul par rapport à la référence. Un écart de 5 % est constaté entre les deux méthodes sur la saison de chauffe. En plus d’être validée dans son optimalité la CPBP est nettement plus performante que la référence en termes de coût mais surtout de facilité d’implémentation et de temps de calcul.

Tableau 4.5 : Comparaison des résultats de la CPP centralisée et la CPBP pour la cas bizone pendant la saison de chauffe

	Zone de bureau	Zone de logement	Total	Temps de calcul
CPP centralisée	4592 €	3081 €	7673 €	6 h
CPBP distribuée	4481 €	2767 €	7248 €	10 min
Régulation classique	5721 €	3929 €	9650 €	-

6. La commande prédictive multizone

D'un point de vue pratique, l'hypothèse du retour d'état parfait n'est pas valable. Le contrôle prédictif du modèle est basé sur les données de prévisions des sollicitations (météo et occupation). La température intérieure est utilisée pour estimer l'état du bâtiment. D'une part, un observateur d'état

est nécessaire pour prendre en compte l'erreur d'observation et estimer l'état réel du bâtiment pour l'initialisation de l'OCP dans le calcul en boucle fermée. Il convient également d'utiliser un contrôleur simple de type PI (Proportionnel-Intégral) afin d'opérer un suivi de trajectoire prenant en compte les potentielles erreurs de modélisation et de prévision pour corriger la trajectoire de chauffage. La prise en compte des aléas est essentielle pour assurer la fiabilité de l'algorithme vis-à-vis des différentes perturbations auxquelles le bâtiment est sujet. Avec ces deux outils, le contrôle prédictif peut être implémenté en temps réel pour une application pratique.

Jusqu'à présent, le retour d'état est considéré parfait, en supposant des prévisions de sollicitation sans erreurs et un écart nul entre le modèle utilisé pour l'optimisation et celui pour la simulation du système réel (modèle identique). La commande prédictive intègre à présent une planification de la trajectoire (optimisation) et un suivi de trajectoire (simulation avec correction) dans un retour d'état qui s'applique à un modèle non réduit qui représente le système réel de la manière la plus fidèle possible.

6.1. Observateur d'état

La CPBP multizone est adaptée de manière à prendre en compte, lors du retour d'état pour le calcul de la commande optimale en boucle fermée, les erreurs d'estimation. L'observateur est mis en place de la même manière que pour le cas monozone (cf. § 4.1). Le modèle complet de chaque zone est utilisé comme système réel pour calculer la température réelle (ou mesurée) à la suite de l'application de la trajectoire optimale calculée avec le modèle réduit. Pour rappel, l'outil sisotool de MATLAB a été utilisé afin de placer les pôles de l'observateur à partir desquels la matrice de gain de l'observateur est calculé. Le pôle dominant était déplacé manuellement de manière à ce que l'observateur converge plus rapidement que le système. Dans le cas multizone, le placement de pôle peut rapidement devenir un inconvénient car il sera nécessaire de l'opérer pour chaque zone. Dans le cas d'un bâtiment multizone, il sera nécessaire de mettre en place un processus automatique plaçant les pôles de manière optimale. Pour cela, le régulateur quadratique peut être employé afin de déterminer le retour d'état d'un système linéaire.

Le LQR (*Linear Quadratic Regulator*) est une méthode de contrôle qui minimise un coût quadratique représentant un compromis entre la distance de l'état à l'origine et le coût à l'entrée de la commande (Åström et Murray, 2008). Soit le système linéaire :

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (4.13)$$

- x est l'état.
- u est la commande.
- A et B sont les matrices décrivant le système.

La fonction objectif s'écrit :

$$J(u) = \int_0^{\infty} (x^T(t)Qx(t) + u^T(t)Ru(t)) dt \quad (4.14)$$

- Q est la matrice de pondération de l'état $n \times n$ (n étant l'ordre du modèle).
- R est la matrice de pondération de la commande $m \times m$ (m étant le nombre de sortie du modèle).

La fonction `lqr` de MATLAB calcule la matrice de gain optimale et place automatiquement les pôles de l'observateur en fonction des préférences : minimisation de l'erreur de suivi de l'état ou minimisation de l'effort de commande. La fonction nécessite deux entrées : les matrices de pondération Q et R . Dans le cas présent, un compromis est choisi pour équilibrer les deux objectifs : des matrices identités sont considérées. La matrice Q est de dimension (3×3) correspondant à l'ordre du modèle thermique et la matrice R est de dimension (1×1) correspondant à la sortie de commande de chauffage dans ce cas. Une fois les pôles optimaux calculés, la convergence de l'observateur est testée. Une régulation classique est appliquée, les besoins de chauffage sont calculés pour satisfaire une consigne de température de $19\text{ }^{\circ}\text{C}$ pendant une semaine de janvier : c'est l'entrée u de l'observateur. La sortie y est la température simulée par le modèle réduit.

La Figure 4.12 représente, pour la zone de bureau, l'évolution des trois composantes de l'état réel qui décrit le modèle thermique réduit à l'ordre 3 et l'état estimé avec l'observateur d'état (employant les pôles optimaux déterminés par le LQR). L'évolution des états est représentée sur une durée de sept jours. Les états initiaux sont différents ce qui permet d'évaluer le temps de convergence maximal de l'observateur. L'état initial de la dynamique dite réelle est un état décrivant une température intérieure de $19\text{ }^{\circ}\text{C}$. La dynamique estimée (avec l'observateur) s'initie à zéro, cet état est volontairement erroné. Les états estimés par l'observateur convergent toujours vers les états dits réels. Cette convergence n'est pas homogène pour les trois composantes. En effet, il est nécessaire de disposer de données de sollicitations (internes et externes) sur une durée de deux jours pour le premier état, et entre quatre à cinq jour pour les second et troisième états.

Dans la Figure 4.13, la comparaison des états réel et estimé de la zone de logement est représentée. Il semble qu'un à deux jours de données de sollicitations soient nécessaires pour la convergence des deux premiers états estimés. Cette valeur s'élève à 7 jours pour le troisième état. Ce dernier bénéficie, au sens de la réduction par réalisation équilibrée, d'un faible degré d'observabilité par rapport aux deux premiers états ce qui peut expliquer sa convergence retardée. Il est important de rappeler que la différence entre les états initiaux est surestimée. Dans la réalité, la différence est négligeable après un temps d'opération ce qui permet une convergence plus rapide de l'observateur.

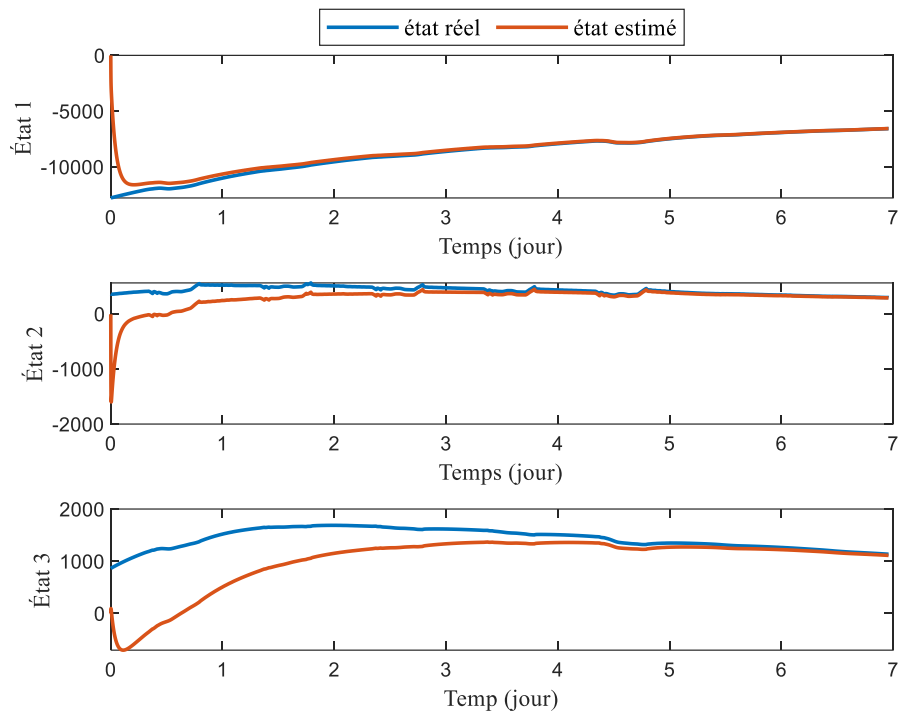


Figure 4.12 : Convergence de l'observateur pour la zone bureaux – modèle bizone

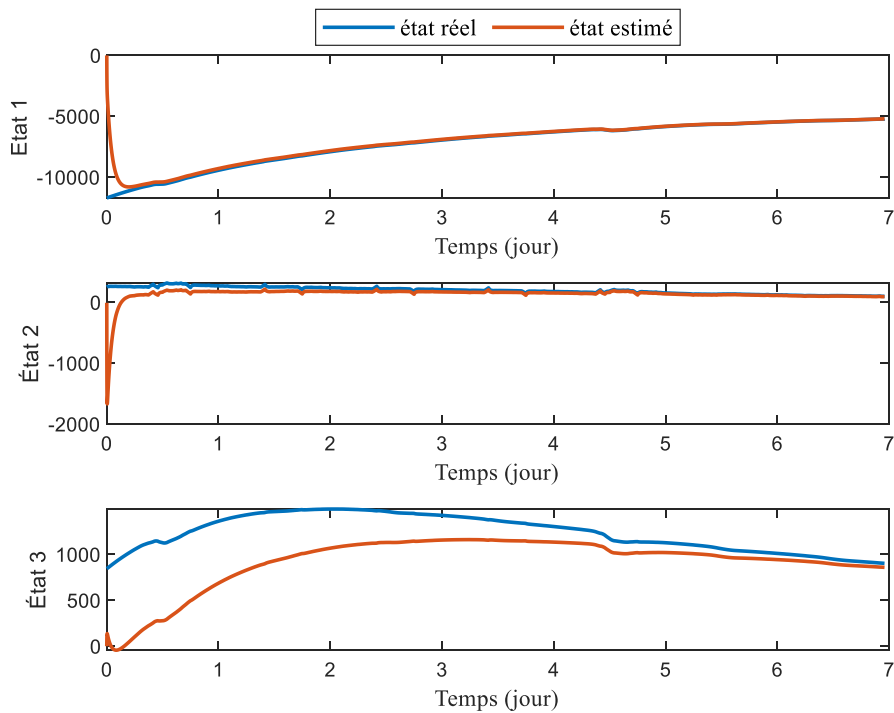


Figure 4.13 : Convergence de l'observateur pour la zone logement – modèle bizone

6.2. *Suivi de trajectoire*

Le suivi de la trajectoire pour le cas bizona est mis en place de la même façon que pour le cas monozone. Les gains du régulateur PI sont évalués pour chaque zone et appliqués pour le suivi des contraintes minimale et maximale de température de confort lorsque la température mesurée ne les respecte pas. Le choix est basé sur un compromis entre la robustesse de l'action PI et le temps de réponse. La démarche est décrite au §4.2 du chapitre 3.

6.3. *Schéma complet de la CPBP multizone*

La commande prédictive multizone correspond à une stratégie de gestion optimale en boucle fermée à l'échelle de chaque zone, intégrant l'estimation d'un retour d'état qui prend en compte l'erreur d'observation et de modélisation, et d'autre part comportant un suivi de la trajectoire optimale en prenant en compte les erreurs dues aux prévisions des données de sollicitations. Le fonctionnement complet est représenté ci-dessous :

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de chaque zone issu de COMFIE du cas d'étude
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée du modèle de chaque zone
- ✓ Initialisation de l'état de chaque zone après une mise en température
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (sollicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet)

Étape 1 : Planification de la trajectoire optimale pour chaque zone

- ✓ Identification des plages de coût de la tarification électrique
- ✓ Détermination des temps de déclenchement du stockage
- ✓ Mise en œuvre de la trajectoire optimale
- ✓ Les températures des zones contiguës sont remplacées par les sorties d'optimisation de chaque zone considérée de manière itérative
- ✓ Si la tolérance, fixée à 0,1 °C, n'est pas atteinte alors retour à l'étape 1
- ✓ Sinon convergence du calcul

Étape 2 : Suivi de trajectoire

- ✓ La puissance de référence calculée à l'étape 1 est appliquée au modèle de chaque zone pour évaluer une température « mesurée » (mesure virtuelle, qui a vocation à être remplacée par une mesure réelle dans les applications futures).
- ✓ Le suivi de trajectoire avec le régulateur PI n'est activé que lorsque les contraintes de confort thermique ne sont pas respectées (températures « mesurées » avec le modèle complet)

Étape 3 : Observateur d'état

- ✓ L'état du bâtiment est estimé à la suite de l'application de la stratégie calculée sur l'horizon de contrôle
- ✓ L'état à la fin de l'horizon de contrôle sert à l'initialisation de la prochaine séquence de commande optimale

Étape 5 : Retour d'état

- ✓ L'état final en sortie de l'observateur est récupéré
- ✓ Le calcul de la prochaine séquence de trajectoire est réinitialisé en avançant d'une période d'échantillonnage
- ✓ Retour à l'étape 1

6.4. Résultats

La CPBP distribuée est appliquée au cas bizona (cf. §3). L'observateur d'état est intégré à la suite de la détermination des pôles par le LQR. Concernant le paramétrage du régulateur PI, les gains proportionnels et le temps d'intégration appliqués pour chaque zone sont :

- Pour les bureaux : $K_p = 1,889 \cdot 10^4 \text{ W/}^\circ\text{C}$, $T_i = 239,7 \text{ s}$.
- Pour les logements : $K_p = 2,089 \cdot 10^4 \text{ W/}^\circ\text{C}$, $T_i = 218,6 \text{ s}$.

Les paramètres du régulateur sont déterminés grâce à l'outil « *PID Tuner* » de Matlab. Celui-ci permet de régler automatiquement les paramètres du contrôleur (K et T_i) pour un système SISO⁹ afin d'atteindre un équilibre entre performance et robustesse. Le paramétrage du contrôleur peut être affiné par essais-erreur en fonction des préférences (suivi de la consigne ou rejet des perturbations ou les deux).

La période d'optimisation correspond à une semaine de novembre. La stratégie est calculée pour des données de sollicitations de la période froide et sont dans un premier temps considérés comme parfaites (pas d'erreur de prévision). Les erreurs d'observation et de modélisation sont ensuite prises en compte dans le calcul en boucle fermée. L'initialisation pour chaque zone correspond à une température intérieure de 19 °C. Les états réduits et complets convergent du fait de l'utilisation de l'observateur pendant la période précédant celle de l'optimisation.

Les profils de puissance de référence représentent les sorties d'optimisation employant le modèle réduit pour chaque zone sont comparés aux puissances régulées qui sont corrigées par le régulateur dans le cas où les températures simulées par le modèle complet (températures « mesurées ») ne respectent pas les contraintes de confort thermique. Les profils de référence et régulés sont quasi identiques, à l'exception de faibles différences au début des heures creuses pendant la satisfaction des besoins pour maintenir la consigne. Comme les perturbations prises en compte par le retour d'état sont limitées par les erreurs de modélisation (entre le modèle réduit et le modèle complet), les

⁹ Single input Single output : système à entrée et sortie unique

corrections du régulateur sont minimales et ne sont pas visibles dans un graphique. L'écart entre la puissance de référence et la puissance régulée par le PI est de 0,03 % pour la zone de bureau et de 0,07 % pour la zone de logement. En cas d'erreur sur les prévisions de sollicitation l'apport du régulateur PI serait sans doute plus important.

Cela est confirmé par la Figure 4.14 et la Figure 4.15, montrant les températures de référence qui représentent la simulation du modèle réduit en appliquant la puissance de référence et les températures mesurées qui résultent de la simulation du modèle complet avec la puissance de chauffage régulée. Pendant les périodes de stockage les courbes de température sont quasiment confondues. La différence se remarque à la suite du stockage en fin de journée où la température de référence est légèrement inférieure à la température mesurée. Par ailleurs, en début de journée l'apport du régulateur pour maintenir la température mesurée à la consigne peut être observé. Ces figures permettent d'illustrer les erreurs de modélisation dans le calcul de la commande prédictive multizone. Ces écarts restent faibles : l'erreur moyenne absolue entre températures mesurées et température de référence est de 0,088 °C dans les bureaux et 0,068 °C dans les logements. Cela confirme que les modèles sont très proches et explique les corrections minimales apportées par le régulateur PI en début d'heures creuses. Dans une application réelle, les erreurs de modélisation seraient sans doute plus importantes car différents phénomènes ne sont pas pris en compte ou entachés d'incertitudes.

Le temps de calcul de la commande prédictive sur la semaine de novembre est de 50 secondes, le coût de la stratégie globale s'élève à 683,8 € sans régulateur et à 692,3 € après correction. Cela représente une réduction de la facture par rapport à une régulation classique de 19 % pour la zone de bureau et de 29 % pour la zone de logement. Le surcoût imposé par le régulateur pour corriger les commandes de chauffage en fonction des erreurs de modélisation est de 1 %.

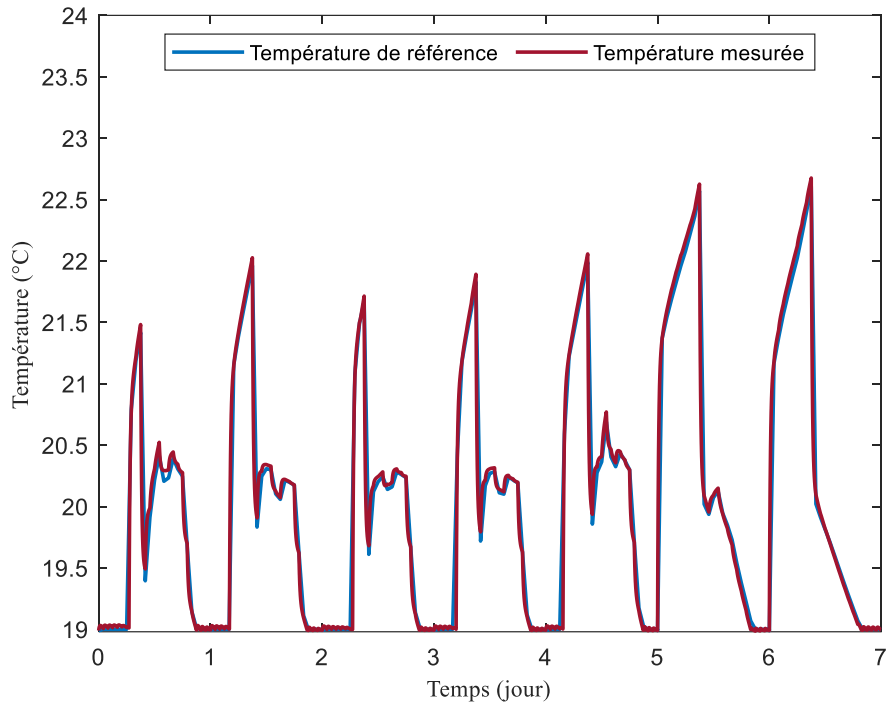


Figure 4.14 : Comparaison des température de référence et mesurées pour la zone de bureau

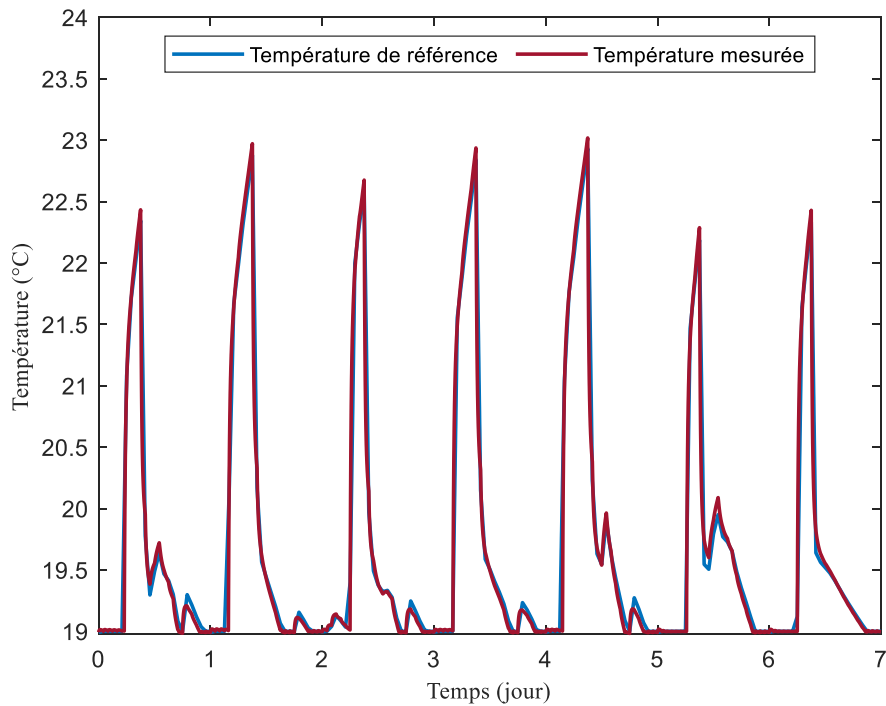


Figure 4.15 : Comparaison des température de référence et mesurées pour la zone de logement

Le Tableau 3.8 reporte les résultats de la commande prédictive multizone sur la saison de chauffe. Les coûts des stratégies avant et après le déploiement du régulateur PI sont indiqués. Les corrections opérées par celui-ci supposent que les prévisions de sollicitations sont supposées parfaites. La

réduction de la facture électrique globale s'élève à 22 %, avec un surcoût de 1 % liée aux corrections du régulateur pour la prise en compte des erreurs de modélisation.

Tableau 4.6 : Comparaison des résultats de la CPBP distribuée avant et après correction pendant la saison de chauffe

	Zone de bureau	Zone de logement	Total
CPBP distribuée ($P_{optimisée}$)	4672 €	2894 €	7566 €
CPBP distribuée ($P_{régulée}$)	4720 €	2987 €	7706 €
Régulation classique	5720 €	3928 €	9649 €

Il est également possible de chercher à valider la CPBP par rapport à la référence CPP en boucle fermée avec le retour d'état tel qu'il a été développé dans cette section. Cette comparaison n'a pas été faite car l'implémentation du retour d'état dans la CPP ne diminuera pas l'écart. En effet, le PI corrige la trajectoire en cas de violation des contraintes de confort, il ne peut donc induire que des surcoûts en fonction des erreurs prises en compte entre la planification et le suivi de trajectoire. De plus, l'objectif de la validation a été de comparer les méthodes de résolution de la commande optimale et dans une certaine mesure le schéma centralisé par rapport au distribué. Appliquer le même processus de retour d'état ne change rien du point de vue de la validation.

7. Le partage de ressource

Jusqu'à présent, le couplage entre zones qui a été pris en compte concerne le couplage thermique des systèmes dynamiques à travers une variable décrivant la température adjacente où la sortie d'une zone représente l'entrée d'une autre. Dans cette partie, un couplage supplémentaire est introduit : c'est le couplage par les commandes. Les commandes peuvent être soumises à une limite commune décrivant un partage de ressource. Dans la pratique, cette limite s'apparente à la puissance souscrite dans le contrat d'électricité. Au lieu d'être établie par logement, la puissance souscrite peut être déterminé à l'échelle d'un immeuble ou d'un quartier. Le partage de ressource peut être imposé à travers la puissance souscrite dans le contrat d'électricité. Elle peut être éventuellement introduite dans des contrats d'effacement où la fourniture est limitée pendant certaines périodes. Le partage de ressource par cette limitation de puissance traite des problématiques potentielles du réseau (congestion locale) si celui-ci impose une puissance totale affectée à un immeuble ou quartier.

Le principe est le suivant : le dimensionnement des émetteurs dans chaque zone est d'abord établi, puis la puissance totale est déterminée comme étant la somme des puissances maximales de ces émetteurs. Dans le cas où la puissance totale est inférieure à la somme des puissances installées dans les zones thermiques, la contrainte couplante de partage de ressource intervient afin de satisfaire la puissance maximale à soutirer du réseau à l'échelle du bâtiment. Lors de l'application de la commande prédictive à l'échelle bizonne, les périodes de stockage imposent d'appliquer les puissances maximales du système de chauffage dans chaque zone. C'est typiquement le cas de figure auquel s'applique la contrainte de partage de ressource, car il n'est pas possible d'allumer le chauffage à sa pleine puissance simultanément dans les deux zones.

De même que pour le partage de ressource, il est nécessaire de traiter de manière appropriée les consignes de température dans les zones. Les paramètres de la commande optimale pour le cas bizona sont reformulés. Différentes consignes de température sont appliquées en fonction de la présence des occupants dans la zone considérée. Cela permet de considérer un cas d'application plus réaliste où des réduits sont mis en place. Le chauffage est également redimensionné.

7.1. Reformulation des paramètres de la commande optimale

7.1.1. Contraintes de température de confort

La commande optimale de chauffage est calculée, en considérant des contraintes de température de confort pour chaque zone :

$$T_{min} \leq T_{zone}(t) \leq T_{max} \forall t \quad (4.15)$$

D'un point de vue énergétique, il n'y a pas de sens à appliquer une même consigne tout le temps. Cela entraîne des consommations supplémentaires non nécessaires pour maintenir des températures confortables (19 °C) même en période d'inoccupation ce qui risque d'augmenter la facture pour un gain thermique négligeable.

Le problème de la commande optimale intègre maintenant pour le cas bizona des contraintes de confort modélisées en fonction de l'occupation de chaque zone, des réduits sont introduits en périodes d'inoccupation. Les valeurs de sont décrites dans le Tableau 4.7 :

Tableau 4.7 : Consignes de température minimale dans le cas bizona

		Période d'occupation	Période d'inoccupation
Zone de bureau	Horaires	8h à 18h	18h à 8h
	Consigne	21 °C	18°C
Zone de logement	Horaires	18h à 8h	8h à 18h
	Consigne	20 °C	18°C

Les contraintes minimale de température sont tracées dans la Figure 4.16 où la variation des consignes en période d'occupation et d'inoccupation sur une semaine complète est récapitulée. La température de confort maximale est imposée pour les deux zones indépendamment de l'occupation, elle est fixée à $T_{max} = 26 \text{ °C} \forall t$.

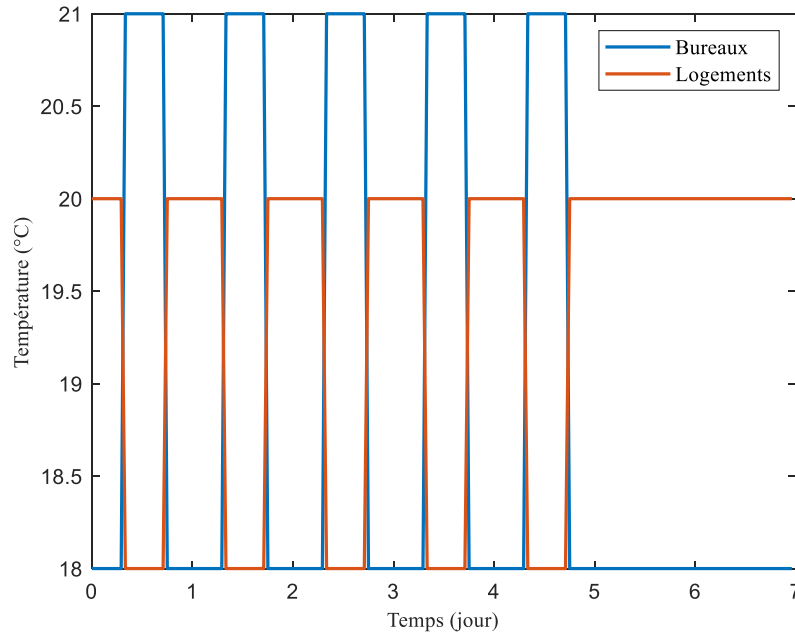


Figure 4.16 : Consignes de température minimale pour le cas bizona

7.1.2. Contraintes de commande

Le dimensionnement de Frapin (2018) a ici également été remis en cause car les valeurs de puissances maximales installées dans chaque zone sont excessives. Dans un premier temps, le dimensionnement a été ajusté à une puissance maximale de 100 kW par zone. Cette démarche a produit des résultats cohérents avec ceux de la CPP pour le cas bizona. Jusqu'à présent la contrainte minimale de confort a été fixée à 19 °C tout le temps, dans les bureaux comme dans les logements. Avec la modification des consignes en fonction de l'occupation et de l'usage, le dimensionnement du chauffage nécessite d'être modifié. En effet, le dimensionnement classique avec la double consigne (période d'occupation et d'inoccupation) conduit à des capacités de stockage très faibles. La limitation de puissance contraint la commande optimale qui calcule une stratégie optimale similaire à une régulation classique (satisfaction des consignes) avec peu d'effacement des consommations. Le dimensionnement est alors révisé de manière à ce que la puissance maximale de chaque zone soit suffisante pour opérer un stockage de chaleur efficace pour l'effacement. Les limites du chauffage restent les mêmes pour les deux zones :

$$0 \leq u_{zone}(t) \leq 150 \text{ kW} \forall t \quad (4.16)$$

7.1.3. Sollicitations intérieures

Les scénarios d'occupation ont été modifiés de manière à inclure les périodes de vacances pendant lesquelles les apports internes sont diminués et un réduit de température est appliqué. Les scénarios d'apport internes sont corrigés de manière à ne plus avoir de coïncidences de présence entre les zones de bureau et de logement. La Figure 4.2 représente les gains internes durant une semaine.

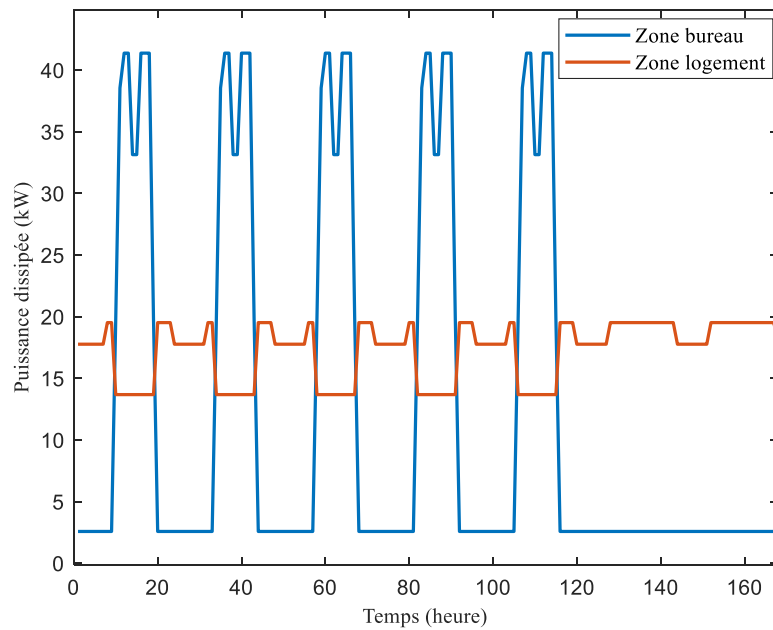


Figure 4.17 : Apports internes dans le cas bizona

7.1.4. Contrainte couplante

Dans le cas où la puissance souscrite dans le contrat d'électricité n'est pas la somme des puissances maximales de chaque zone, une contrainte couplante est ajoutée à la formulation du problème posé dans §2. C'est la limite de puissance globale soutirée du réseau :

$$\sum_{i=1}^n u_i(t) \leq P_{totale} \quad \forall t \quad (4.17)$$

- u_i : puissance de chauffage.
- P_{totale} : puissance de chauffage globale souscrite pour l'ensemble des zones.
- n : nombre de zone.

7.2. Prise en compte du partage de ressource

La commande prédictive, telle qu'elle a été mis en place sans contrainte couplante, impose un stockage de chaleur à pleine puissance représentant la puissance installée maximale du chauffage ($u_{max} = 150 \text{ kW}$). Dans le cas bizona, il arrive que les deux zones appliquent simultanément la même puissance pour le stockage. La puissance globale soutirée au réseau atteint dans ce cas 300 kW. Une contrainte couplante inférieure à cette valeur pose un conflit. Il est alors nécessaire de distribuer la ressource disponible de manière convenable tout en continuant à minimiser la facture globale du chauffage.

La répartition du partage de ressource peut être prise en compte en appliquant un coût fictif proportionnel au dépassement de la contrainte de couplage. Ce coût contraint la commande à réduire sa puissance à chaque itération de la résolution de la commande optimale jusqu'à convergence vers

une répartition optimale respectant la contrainte couplante. Il est également possible d'estimer les puissances consommées par une zone adjacente en fonction de la puissance globale et le profil de puissances injectées dans la zone considérée : c'est la méthode de résolution par relaxation de l'estimation du profil de puissance de la zone voisine. L'estimation est déduite de la résolution du PCO de manière itérative jusqu'à convergence vers l'estimation optimale. Ces deux approches ont été implémentées par Frapin (2018), elles ne sont pas appliquées dans ces travaux. En effet, l'application du coût fictif reste basée sur le principe de Pontriaguine (expression de l'hamiltonien qui est dépendante du coût dans l'équation (2.40)) tandis que la technique de la relaxation de la contrainte est une approche intuitive appliquée et comparée à la première, elle induit plusieurs itérations de calcul ce qui fait augmenter le temps de calcul. Pour ces raisons, le partage de ressource est traité de manière simplifiée dans ce chapitre.

L'approche proposée est celle d'une distribution des puissances au prorata des besoins de chauffage de chaque zone : dans ce cas une même contrainte de commande est appliquée qui prend en compte la limite globale (à différencier de la capacité maximale du système de chauffage qui elle ne change pas). Cela implique que la contrainte de commande de chaque zone est modifiée en fonction de sa proportion des besoins de chauffage totaux. En pratique, ces contraintes n'apparaissent que lorsque les deux zones font du stockage de chaleur à pleine puissance simultanément. La répartition au prorata des besoins de chauffage est choisie car c'est une donnée qui est facilement disponible du point de vue opérationnel. Par ailleurs, l'optimum théorique avec contrainte couplante n'est pas connu mais l'optimum sans contrainte fournit un majorant qui peut être utilisé pour une première comparaison. La stratégie résultante du partage de ressource sera évaluée par rapport à la stratégie optimale sans contrainte. Ainsi la question concerne l'écart à l'optimum non contraint que cette approche induit et dans quelle mesure elle s'approche ou pas de l'optimum sans contrainte.

La répartition de la ressource est alors traitée préoptimisation où une puissance maximale de chauffage est affectée limitant les contraintes de chaque zone en fonction de la ressource disponible. Dans un premier temps, il est nécessaire d'évaluer les besoins de chauffage de chaque zone afin de déterminer les répartitions possibles. La Figure 4.18 superpose la courbe de charge imposée par une régulation classique du chauffage du cas d'étude décrit dans §3. Les consignes de température des zones de bureau et de logement introduites au §7.1.1 sont maintenues. Les données sont représentées pour une saison de chauffe allant du 15 octobre au 15 avril.

Il peut être constaté que les premières semaines affichent des besoins de chauffage faibles (nuls dans les logements). Cela est d'une part dû à la combinaison des apports des sollicitations extérieures et internes ne nécessitant pas de chauffage pour satisfaire la consigne en période d'occupation et d'autre part à la consigne de 18 °C en période d'inoccupation. La différence d'occupation et des usages impliquent des besoins de chauffage distincts dans les deux zones. Il arrive que les besoins de chauffage s'annulent, les périodes sont principalement pendant les heures de travail dans la zone de bureau et en fin de journée dans la zone de logement qui correspond au moment où les occupants rentrent chez eux. De manière générale, les besoins de chauffage sont plus importants dans la zone de bureau par rapport à la zone de logement. La zone de bureau compte pour 59 % des besoins de chauffage totaux et la zone de logement est responsable des 41 % restants.

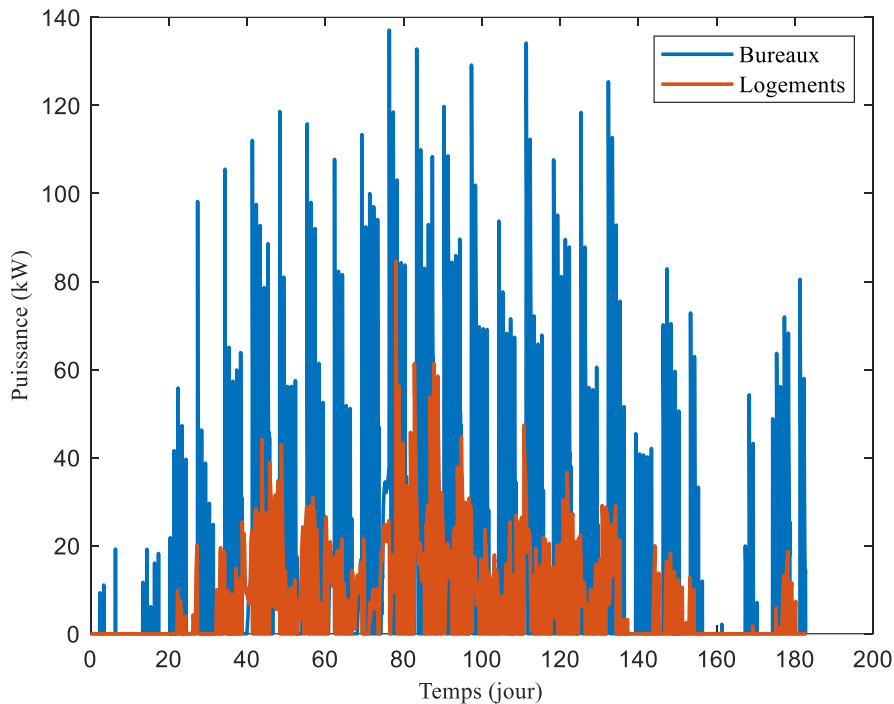


Figure 4.18 : Courbe de charge du chauffage pour les zones de bureau et de logement

7.3. La commande prédictive sans partage de ressource

Compte tenu de la reformulation des paramètres de la commande optimale, les résultats de la CPBP distribuée sans partage de ressource sont d'abord exposés afin de présenter la base de comparaison pour l'introduction de la contrainte couplante. La contrainte de commande est de 150 kW dans les deux zones.

Les résultats de la commande prédictive pour la zone de bureau sont reportés dans la Figure 4.19 exposant le profil de commande prédictive du chauffage, et la Figure 4.20 représentant l'évolution de la température intérieure à la suite de l'application de la commande calculée. La période est représentative d'une semaine en fin de novembre. Le stockage en période creuse sert à effacer majoritairement les consommations en heure pleine et de pointe. Des besoins de chauffage sont constatés en période pleine afin de maintenir la consigne de température de 21 °C. Pendant les heures d'inoccupation de la zone de bureau les températures baissent vers le réduit de 18 °C sans nécessiter d'apport de chauffage pour leur maintien. Le stockage pendant le weekend quant à lui diffère des jours ouvrés du fait de la consigne constante de 18 °C imposée pendant les deux jours d'inactivité.

La Figure 4.21 et la Figure 4.22 représentent respectivement les profils de puissance de chauffage et de température intérieure de la zone de logement. La commande prédictive est différente dans cette zone car la consigne de température en période d'occupation est plus faible et le réduit de température est appliqué en période pleine, contrairement à la zone bureau qui applique le réduit en période creuse et de pointe. La zone de logement satisfait alors les besoins de chauffage avant le début du stockage

à pleine puissance afin de maintenir la consigne de 20 °C et efface les besoins en période pleine quand le réduit de température est appliqué.

La stratégie à l'échelle du bâtiment bizonne sur la semaine considérée coûte 689,7 € et permet de réaliser une réduction d'environ 24 % de la facture électrique du chauffage par rapport à une régulation classique. L'effacement des heures pleines représentent 76 %, et celui des heures de pointe 79 %.

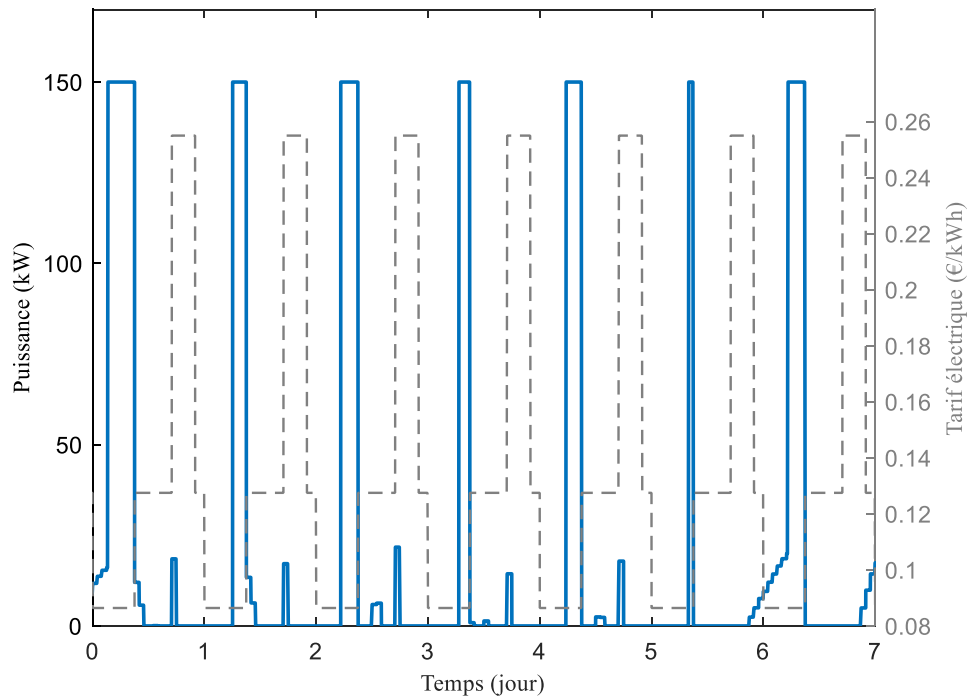


Figure 4.19 : Profil de puissance optimal de la zone de bureau pour le cas sans partage de ressource appliquant des réduits de température

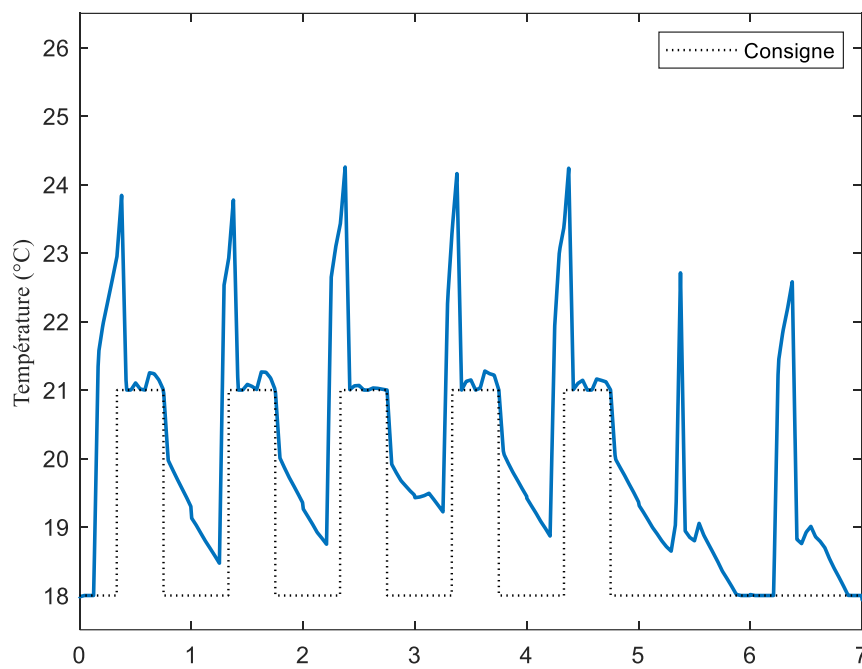


Figure 4.20 : Profil de température intérieure de la zone de bureau pour le cas sans partage de ressource

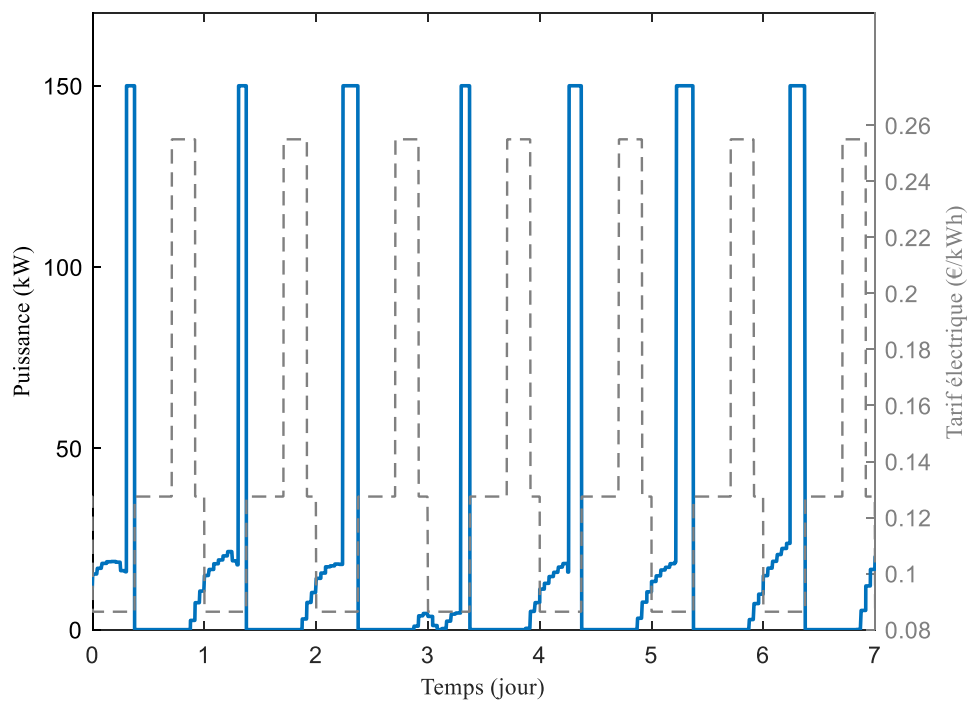


Figure 4.21 : Profil de puissance optimal de la zone de logement pour le cas sans partage de ressource appliquant des réduits de température

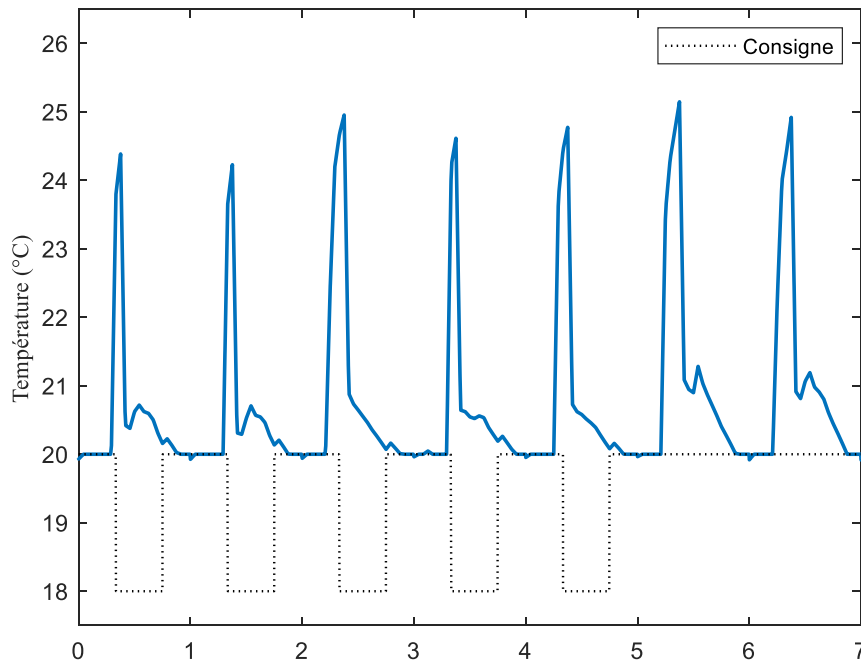


Figure 4.22 : Profil de température intérieure de la zone de logement pour le cas sans partage de ressource

7.4. Application du partage de ressource

Deux contraintes couplantes sont envisagées : une puissance globale de 200 kW et une plus contraignante de 150 kW correspondant à la limite du système de chauffage dans chaque zone. Les répartitions égale et proportionnelle aux besoins de chauffage pour les deux sont appliquées afin d'évaluer comment la commande prédictive s'adapte dans chaque zone en terme trajectoire de chauffage et de minimisation de coût.

La CPBP est appliquée au cas bizona avec les paramètres décrit au §7.1 pour quatre cas de répartitions en fonction de la contrainte de commande couplante :

- $P_{totale} = 200 \text{ kW} : P_{max_1} = 119 \text{ kW}$ et $P_{max_2} = 81 \text{ kW}$.
- $P_{totale} = 150 \text{ kW} : P_{max_1} = 89 \text{ kW}$ et $P_{max_2} = 61 \text{ kW}$.

P_{max_1} est la puissance maximale affectée à la zone de bureau et P_{max_2} celle de la zone de logement.

Les résultats de la commande prédictive pendant une semaine sont exposés. La période est représentative de sollicitations de fin novembre. La Figure 4.23 et la Figure 4.24 reportent les profils en sortie des commandes prédictives pour la zone de bureau et de logement respectivement en fonction de la contrainte couplante appliquée. Les graphiques bleus concernent la contrainte

couplante de 200 kW, et les rouges la contrainte de 150 kW. Dans la zone de bureau, les puissances maximales fixées imposent des durées de stockage différentes : plus la limite est baissée plus la période de stockage augmente afin de pouvoir continuer à effacer les heures pleines et les heures de pointe. L'effacement des heures pleines et de pointe semble équivalent indépendamment de la contrainte couplante appliquée. Dans la zone de bureau et au deuxième jour, le stockage de chaleur n'a pas lieu comme c'est le cas le reste de la semaine. En effet, un apport de puissance maximale est constaté à la fin des heures creuses puis d'importants besoins de chauffage sont appliqués.

La Figure 4.25 et la Figure 4.26 reportent les températures résultantes des commandes calculées en fonction de la contrainte couplante appliquée. Les températures intérieures atteignent des valeurs en corrélation avec les puissances de stockage injectées. En fonction de la puissance maximale appliquée, le temps de déclenchement du stockage induit une augmentation de la température vers un maximum. Plus la puissance est importante plus le pic de température est haut et permet de maintenir les consignes de confort en période pleine et de pointe plus longtemps. La stratégie optimale au deuxième jour dans la zone de bureau semble être celle de la satisfaction des consignes de température. En effet, il est intéressant de noter que pour une limite de puissance maximale plus contraignante (150 kW), la puissance maximale de chauffage de la zone ne suffit pas pour opérer un stockage de chaleur efficace permettant d'effacer les heures pleines. Cela peut être confirmé par le profil de puissance où les besoins sont proches de la limite maximale fixée. L'apport de chaleur à pleine puissance en fin d'heure creuse est appliqué pour satisfaire le changement de consigne et non pour faire du stockage. Cela illustre bien la problématique du dimensionnement du chauffage qui peut introduire une nouvelle considération : celle du dimensionnement par rapport à la capacité de stockage de chaleur au lieu du dimensionnement classique. Il est nécessaire de prendre en compte le surcoût induit par l'installation d'un système de plus grande puissance de la même façon, il faudrait compléter par une analyse de l'intérêt environnemental.

Cette première étude, avait pour objectif de déterminer quelle répartition appliquer en fonction de la ressource disponible (contrainte couplante de commande) imposée par un contrat d'électricité et qui doit être respectée. Au premier abord, la répartition proportionnelle semble être appropriée. Il est à présent nécessaire de l'évaluer sur une saison de chauffe et de la comparer à la stratégie de gestion optimale en l'absence de contrainte couplante dans laquelle la puissance totale est égale à la somme des puissances maximales de chaque zone.

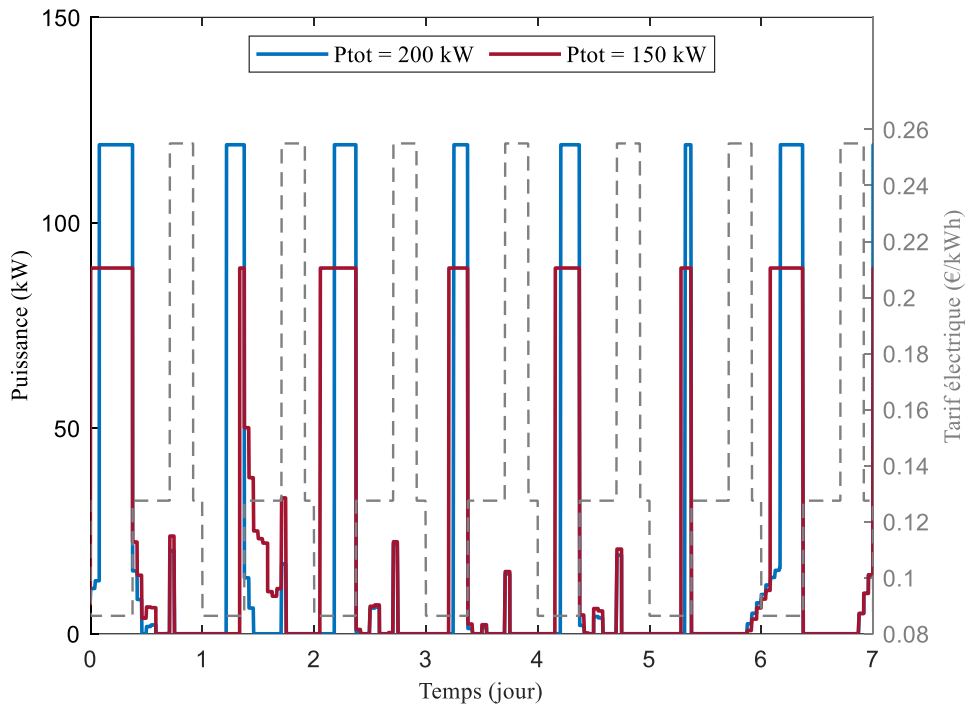


Figure 4.23 : Profils de chauffage optimaux en fonction de la répartition de la ressource dans la zone de bureau

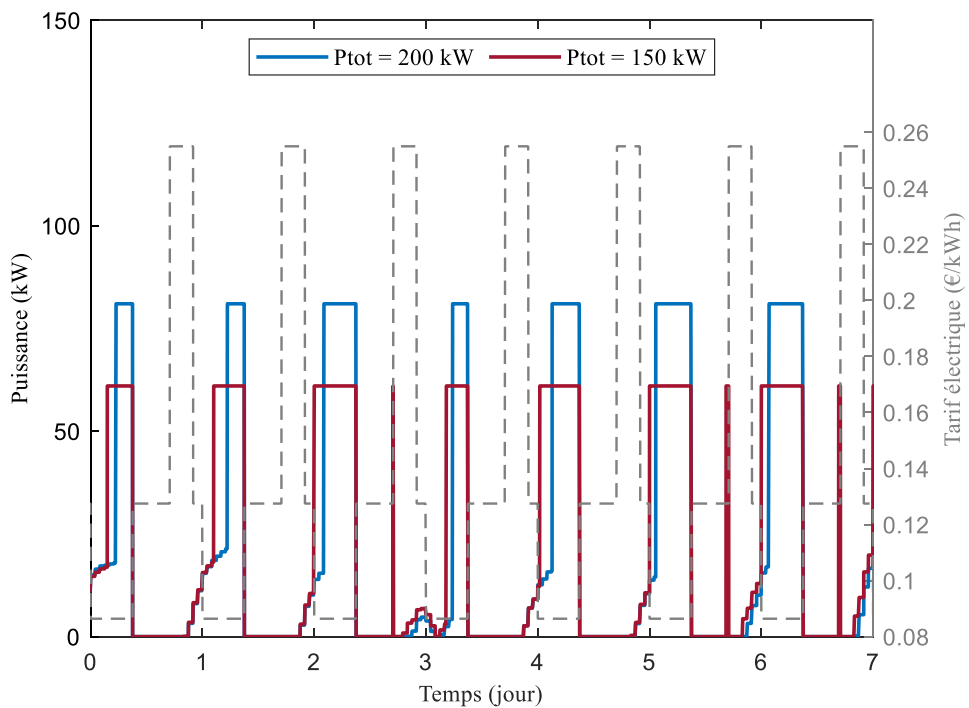


Figure 4.24 : Profils de chauffage optimaux en fonction de la répartition de la ressource dans la zone de logement

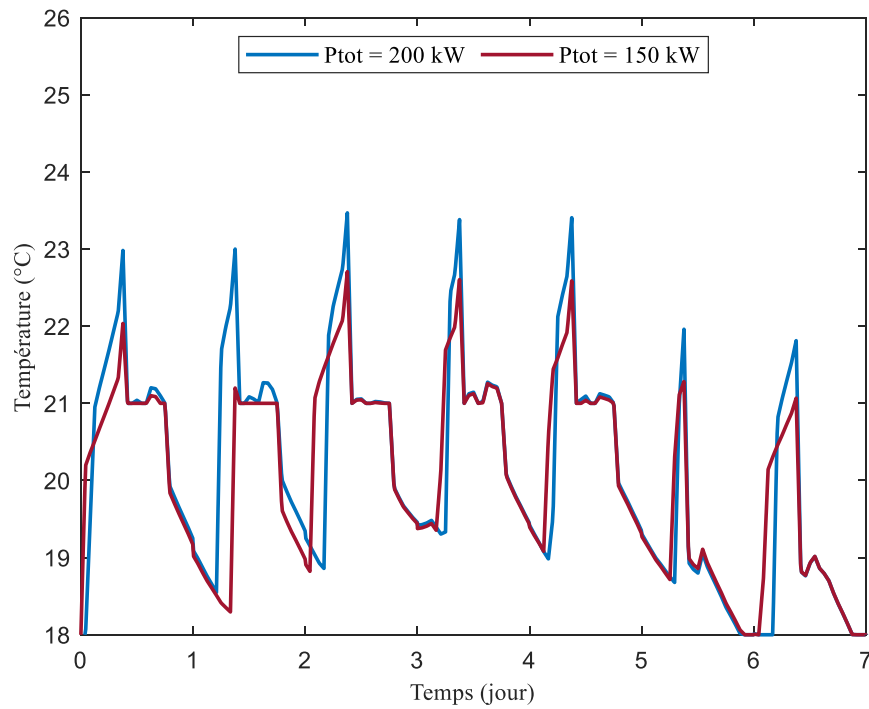


Figure 4.25 : Profils de température intérieure en fonction de la répartition de la ressource dans la zone de bureau

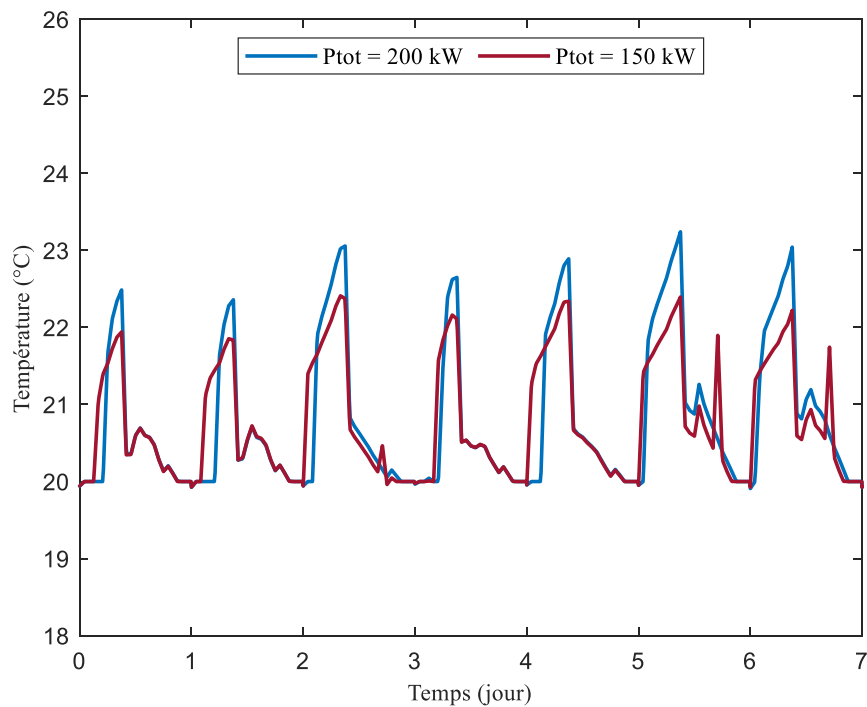


Figure 4.26 : Profils de température intérieure en fonction de la répartition de la ressource dans la zone de logement

Les résultats de la répartition de la ressource au prorata des besoins sont comparés au cas idéal où la puissance globale est la somme des puissances maximales des systèmes de chauffage de chaque zone, c'est le cas sans contrainte de partage. Le bilan est représenté dans le Tableau 4.8, où sont reportés les coûts des stratégies, l'effacement des consommations en heures pleines et de pointe ainsi que la réduction de la facture par rapport à une régulation classique de satisfaction des consignes de températures (cf. §7.1.1).

L'introduction de cette contrainte de partage de ressource réduit l'économie potentielle sur la facture électrique de 1,5 % à 4,9 %. L'écart entre les stratégies avec partage de ressource au prorata des besoins par rapport à la stratégie sans contrainte (qui apporte le gain le plus important sur la facture) n'est pas significatif du point de vue du coût. Pour ce qui concerne l'effacement, les pourcentages entre le cas sans contrainte et celui avec une contrainte de 200 kW sont similaires. L'effacement des heures pleines pour le cas avec une contrainte couplante forte (150 kW) est impacté par la stratégie dans les bureaux lors du deuxième jour qui satisfait les consignes et n'applique pas de stockage.

Tableau 4.8 : Étude de sensibilité au partage de ressource de la commande prédictive bizona sur la saison de chauffe

Contrainte	Coût de la stratégie	Effacement des heures pleines	Effacement des heures de pointe	Minimisation du coût
Sans contrainte	8148 €	-88 %	-88 %	-21,8 %
$P_{totale} = 200 \text{ kW}$	8297 €	-81 %	-86 %	-20,3 %
$P_{totale} = 150 \text{ kW}$	8620 €	-62 %	-81 %	-17,4 %

L'approche simplifiée de partage de ressource adoptée ici a permis d'apporter une première analyse quant à son effet sur la commande prédictive bizona. L'hypothèse se base sur l'équivalence des plages de stockage dans les deux zones. Ce type d'approche suppose également que le dimensionnement du système de chauffage est cohérent pour la prise en compte de la contrainte de commande couplante.

Cette approche permet d'atteindre une solution de minimisation du coût. Elle ne constitue pas un optimum prouvé mais elle présente un écart à l'optimum non contraint qui est très intéressant. D'un point de vue opérationnel, cette approche permet d'atteindre une solution de minimisation du coût qui améliore la performance par rapport à une régulation classique. La répartition optimale de la ressource reste à déterminer afin d'obtenir une validation finale. En l'absence de cette validation, la comparaison avec la stratégie sans contrainte permet de montrer un potentiel de la répartition au prorata des besoins avec une mise en place simple. Il est clair qu'une répartition optimisée permettra de réduire davantage le coût global. Dans ce cas d'étude, le gain par rapport à celui de l'approche heuristique proposée ici serait faible : cela conduirait au mieux à une diminution de la facture de 2 % pour une contrainte à 200 kW.

8. Conclusions du chapitre

La nouvelle approche de contrôle optimal développée dans ces travaux a été adaptée au cas multizone pour la gestion du chauffage et la minimisation du coût dans un contexte d'effacement des consommations en heures de pointe. La méthode de contrôle prédictif basée sur les principes de Bellman et Pontriaguine (CPBP) a été appliquée à un cas d'étude bizona d'un bâtiment à usage mixte tertiaire et résidentiel.

Deux approches de couplage thermique entre zones ont été évaluées avec des estimations différentes de la variable de couplage. L'hypothèse adiabatique a été ajoutée afin de montrer l'importance de la considération des échanges thermiques entre zones contiguës dans une stratégie de gestion du chauffage. En effet, le calcul sans couplage divise par deux les économies possibles sur la facture par rapport à une régulation classique (sans effacement). Par ailleurs, l'estimation de la variable de couplage a été étudiée : dans un premier temps en supposant pour chaque zone que la température adjacente est identique à celle de la zone considérée (CPBP décentralisée avec couplage simplifié), puis en considérant la température adjacente propre à la zone contiguë. Celle-ci nécessite un processus itératif en prenant en compte la sortie d'une zone comme entrée de la zone adjacente pour relancer le calcul de la commande optimale jusqu'à obtenir une convergence (CPBP distribuée). La première estimation quoiqu'imparfaite (avec une variable de couplage mal estimée) a tout de même fourni des résultats proches de la seconde approche plus réaliste dans son estimation de la température adjacente. La différence de coût sur une saison de chauffe est de 3 %, en faveur de la CPBP distribuée. Cette dernière impose tout de même un temps de calcul plus grand du fait des itérations du calcul de la commande optimale tandis que la CPBP décentralisée met en œuvre un seul PCO par horizon d'optimisation.

L'approche choisie afin de traiter l'aspect multizone est celle de la résolution avec la CPBP distribuée qui prend en compte de manière plus précise les échanges thermiques entre zones. La méthode de référence (CPP) est utilisée dans sa configuration centralisée pour valider à l'échelle multizone la nouvelle approche de commande prédictive dans un cadre de retour d'état parfait supposant les données de sollicitations connues à l'avance. Les résultats de comparaison montrent des stratégies similaires calculées par les deux méthodes avec une différence de coût de 5 % en faveur de la CPBP. Cette dernière a ainsi été validée à l'échelle monozone pour un cas d'étude d'une maison individuelle ainsi qu'à l'échelle multizone pour un bâtiment à double usage tertiaire et résidentiel. De plus, la CPBP a montré de meilleures performances en termes de temps de calcul, de coût et de facilité d'implémentation. Il est également possible pour des cas de couplages complexes de dégrader la solution optimale en prenant en compte un couplage simplifié ; cela conserverait un écart à l'optimum acceptable (cf. §4.4) et permettrait de réduire davantage les temps de calcul en éliminant l'estimation itérative de la température adjacente.

La CPBP distribuée a été déployée selon un schéma de commande prédictive complet incluant un observateur d'état dont les pôles sont déterminés de manière automatique par la méthode LQR. Le suivi de trajectoire par un régulateur PI est activé lorsque la température mesurée en sortie de l'état complet ne respecte pas les contraintes de confort thermique. L'application de la CPBP

distribuée sur le cas bizona pendant la saison de chauffe réduit, par rapport à une régulation classique, le coût de la consommation du chauffage à hauteur de 22 % en cas de prévision de sollicitations parfaites. Un exemple d'erreur sur l'occupation a été étudié afin d'illustrer le rôle du régulateur a posteriori de la planification et a permis de souligner l'importance de sa mise en œuvre afin de prendre en compte les incertitudes de prévisions afin de corriger la trajectoire optimale. Ceci permet d'envisager des applications dans des conditions réelles.

Enfin, le partage de ressource a été traité pour le cas bizona où une contrainte de commande couplante a été introduite, limitant la puissance globale de chauffage prélevée au réseau. Le stockage ayant lieu de manière simultanée dans les deux zones, une répartition de la ressource disponible est nécessaire afin de satisfaire la contrainte couplante. Deux contraintes couplantes ont été appliquées. Une approche intuitive de répartition de la ressource disponible a été introduite : celle d'une répartition proportionnelle aux besoins de chauffage annuels de chaque zone. Celle-ci a produit entre 1,5 % à 4,9 % d'écart par rapport à une stratégie sans contrainte. Cela constitue un début de validation de l'approche heuristique encourageant. Elle nécessite une validation supplémentaire par rapport à un optimum contraint (au lieu de non contraint) qui reste à établir.

Par ailleurs pour cette dernière partie du chapitre, des réduits de température ont été appliqués introduisant deux contraintes minimales de température en période d'occupation et d'inoccupation.

Chapitre 5. La commande prédictive intégrant une production locale

Sommaire

1.	Introduction.....	168
2.	La commande prédictive incluant une production locale à l'échelle monozone ..	169
2.1.	Modélisation de la production photovoltaïque locale	169
2.2.	Intégration de la production photovoltaïque dans la résolution de la commande prédictive	172
2.3.	Étude préliminaire	175
2.4.	Application de la commande prédictive incluant une production locale au cas monozone	177
2.5.	Optimisation des émissions CO ₂	181
2.6.	Discussion.....	186
3.	La commande prédictive bizonne avec partage de ressource	187
3.1.	Modélisation de la production photovoltaïque locale	188
3.2.	Intégration de la production photovoltaïque dans la stratégie de gestion	189
3.3.	Application de la commande prédictive incluant une production locale au cas bizonne	193
3.4.	Optimisation environnementale	198
3.5.	Discussion.....	202
4.	Conclusions du chapitre	205

1. Introduction

La méthode de résolution du problème de la commande optimale développée dans cette thèse a été appliquée au cas d'une maison individuelle modélisée en monozone dans le chapitre 3 et à un bâtiment à double usage tertiaire et résidentiel modélisé en bizona dans le chapitre 4. Jusque-là, le problème d'optimisation considéré traite du contrôle du chauffage électrique. La solution optimale est une trajectoire de chauffage minimisant un critère économique ou environnemental tout en respectant les contraintes de confort, de limite du système de chauffage ainsi que la dynamique du bâtiment. La stratégie concerne la gestion de la consommation en appliquant un stockage de chaleur dans la structure du bâtiment permettant l'effacement de la demande de pointe et donc la réduction de la facture.

Une stratégie de gestion optimale nécessite de connaître le système énergétique dans son entièreté. Un élément est alors ajouté au problème d'optimisation : la production renouvelable locale. Ce chapitre traite de l'intégration de cette production dans la commande prédictive. La problématique dans ce cas réside dans la façon de la considérer dans le processus de d'optimisation : en tant que contrainte à respecter ou objectif à atteindre. Deux cas de figure sont étudiés : l'autoconsommation et la revente. Les avantages économiques et environnementaux des deux solutions sont évalués.

L'application de la commande prédictive incluant une production locale est d'abord implémentée à l'échelle monozone au §2. Une installation photovoltaïque est modélisée pour laquelle les prévisions de production sont intégrées au problème. Cette production peut être autoconsommée auquel un coût nul lui est associé. Elle peut également être revendue auquel cas un revenu financier est pris en compte. Deux types d'autoconsommation sont à distinguer : en fonction des besoins de chauffage (la production est consommée à hauteur de la demande en chauffage), ou en fonction de la production (la production est consommée totalement). La seconde implique une autoconsommation imposée qui force le stockage thermique lorsque les besoins de chauffage sont nuls ou inférieur à la production, sinon les besoins de chauffage sont satisfaits à hauteur de la production.

La stratégie optimale est ensuite mise en œuvre à l'échelle multizone au §3. Le partage de ressources est traité dans ce dernier cas d'application. En effet, une contrainte concernant la puissance totale disponible est introduite avec laquelle la production locale peut interagir de manière complémentaire. Les optimisations économique et environnementale sont appliquées en vue d'étudier les solutions d'autoconsommation et de revente dans un contexte de mutualisation de la production photovoltaïque pour un cas bizona.

2. La commande prédictive incluant une production locale à l'échelle monozone

La commande prédictive incluant la production locale cherche à déterminer la trajectoire optimale de chauffage minimisant le coût de sa consommation tout en prenant en compte d'une part une production photovoltaïque (PV) gratuite et d'autre part les contraintes de dynamique, de confort et de limite du système du chauffage.

Une installation photovoltaïque en toiture d'une maison individuelle modélisé en monozone est considérée dans cette partie du chapitre. Cette production est considérée comme apport supplémentaire d'électricité pouvant réduire la demande d'électricité au réseau pour le chauffage et les autres usages. La stratégie optimale concerne la commande du chauffage et permet de déterminer une gestion appropriée de la production PV disponible.

La production est d'abord modélisée afin de déterminer le productible en fonction des choix de dimensionnement de l'installation et de la localisation. La CPBP est ensuite adaptée afin d'intégrer les prévisions de production. Deux critères sont appliqués et comparés : économique et environnemental.

2.1. *Modélisation de la production photovoltaïque locale*

Deux approches peuvent être utilisées afin de dimensionner une installation photovoltaïque locale :

- Selon la capacité de production : cette approche prédéfinit la puissance crête de l'installation PV en déployant le nombre de panneaux photovoltaïques nécessaires pour atteindre la capacité de production souhaitée. Cette approche est appliquée afin de couvrir totalement ou partiellement les dépenses énergétiques. Elle peut également être motivée par des conditions d'éligibilité aux subventionnements et aides limitées à des fourchettes de puissances installées.
- Selon la surface disponible : cette approche permet de réduire les dépenses énergétiques de manière proportionnelle à la surface investie pour le déploiement des panneaux photovoltaïques. La capacité de production est alors déduite en fonction de l'espace aménageable (toitures des bâtiments, terrasses...).

Un système photovoltaïque peut être modélisé sur Pleiades STD, permettant de calculer la production PV annuelle et heure par heure. Dans le cadre de l'étude monozone, le choix porte sur une intégration des panneaux photovoltaïques sur la toiture de la maison individuelle décrite au §3.1 du chapitre 3.

2.1.1. Orientation et inclinaison

Les capteurs photovoltaïques sont intégrés sur la toiture, séparés par une lame d'air en surimposition¹⁰. Cela permet de ventiler la face arrière des modules par l'air extérieur afin de réduire la diminution de leur rendement. Ce refroidissement par la température extérieure est favorable au cas d'une intégration contre les matériaux de la toiture. L'installation est montée sur la toiture orientée Sud de la maison. La surface couverte est de 30 m². Le cas d'étude impose l'emplacement des capteurs, avec une orientation de - 15 ° et une inclinaison de 37 °. L'intégration sur la toiture impose une inclinaison préétablie (cf. Figure 5.1) : aucune pré-étude est consultée afin de déterminer une inclinaison optimale. Pour une toiture inclinée, apporter une élévation des panneaux peut induire des charges supplémentaires sur la structure et générer un surcoût d'installation ne garantissant pas un gain notable en terme de rentabilité par rapport à l'inclinaison de base.



Figure 5.1 : Intégration des panneaux photovoltaïques en toiture

2.1.2. Choix des panneaux

Les panneaux sélectionnés sont des modules poly-cristallins. Les caractéristiques techniques sont décrites dans le Tableau 5.1. 18 panneaux sont répartis sur une surface de 30 m², cela revient à une puissance totale de 4470 Wc.

Tableau 5.1 : Fiche technique des panneaux photovoltaïques

Type	Rendement	Dimensions	Puissance nominale
Poly-cristallin	14,9 %	1,66×0,99×0,046 m (1,645 m ²)	245 W

La puissance crête représente la puissance maximale de l'installation en condition idéale ; avec un rayonnement solaire de 1000 W/m² et une température ambiante de 25 °C. Elle est calculée en fonction du rendement des panneaux et de la surface disponible :

¹⁰ <https://docs.izuba.fr>

$$P_c = 1000 \frac{W}{m^2} \times 30 m^2 \times 0,149 = 4470 W_c \quad (5.1)$$

2.1.3. Le système

Un système poly-cristallin générique est sélectionné sur Pleiades incluant : les panneaux décrits dans le paragraphe précédent, une connexion centrale à un onduleur avec un rendement de 90 %. Les pertes ohmiques sont estimées à 3 %. Les options de dimensionnement telles que le raccordement en série des modules ne sont pas prises en compte dans la modélisation du fait de l'application simplifiée.

2.1.4. Le productible

La Figure 5.2 représente le volume de production photovoltaïque annuel de 3031 kWh décrit avec des valeurs mensuelles. La production PV en saison de chauffe représente environ 9 % des besoins de chauffage annuels de la maison considérée.

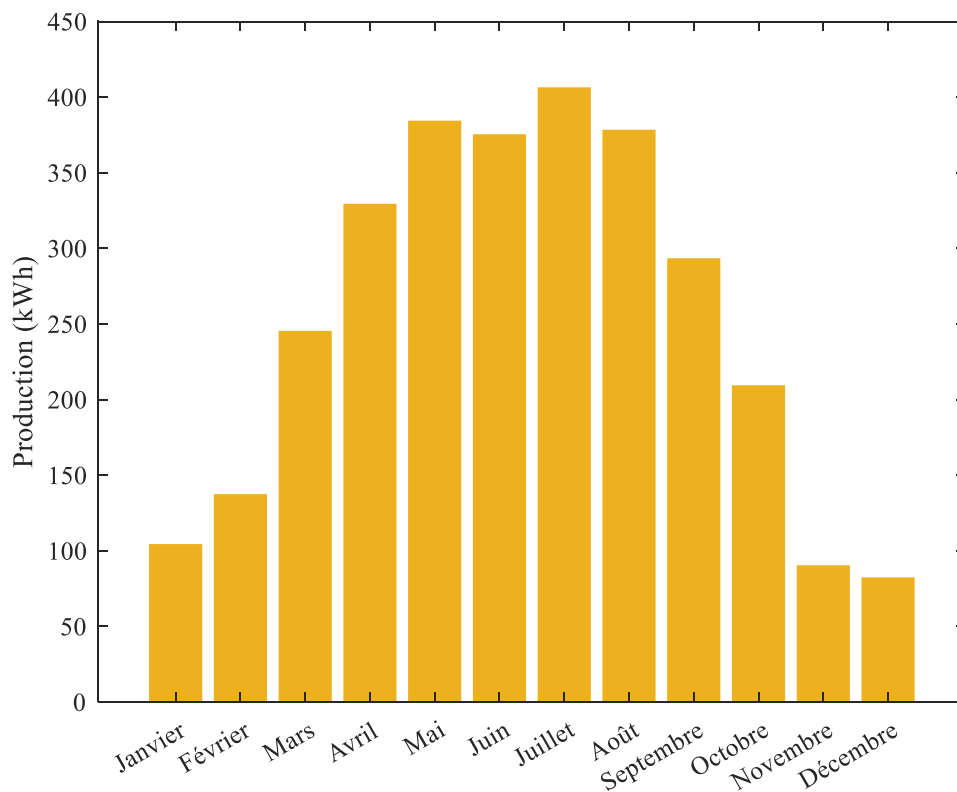


Figure 5.2 : Production photovoltaïque sur une année pour le cas monozone

Aucun stockage n'est préconisé dans cette démarche en raison du volume de la production par rapport aux consommations de chauffage de la maison individuelle. Il est également important de noter que l'analyse détaillée du dimensionnement et le choix des composantes de l'installation photovoltaïque ne constituent pas l'objet de ces travaux, qui concernent la gestion optimale.

L'objectif est de simplement déterminer une estimation raisonnable de la production photovoltaïque locale pour le cas d'étude choisi.

2.2. *Intégration de la production photovoltaïque dans la résolution de la commande prédictive*

La prise en compte de la production renouvelable locale dans le problème de la commande optimale intervient à différents niveaux :

- Dans le modèle dynamique : la production photovoltaïque est un apport de puissance électrique et donc une variable décrivant un apport gratuit au bâtiment pouvant être utilisé pour ajuster un usage énergétique tel que la puissance du chauffage du bâtiment.
- Dans l'objectif d'optimisation : dans le cas de la minimisation du coût de la stratégie optimale, la fonction objectif peut tenir compte de la production photovoltaïque comme une fourniture d'électricité à coût nul. L'optimisation dans ce cas implique une autoconsommation : un coût est pris en compte pour la consommation d'électricité fournie par le réseau. L'usage de la production locale peut induire un coût évité sur la facture énergétique lié à la revente dans un cas de surplus. Il est également possible de déterminer un critère de maximisation de la consommation photovoltaïque locale (Löhr et al., 2021).
- Dans la variable de commande : la production photovoltaïque de par son caractère intermittent n'est pas commandable mais elle est modulable, elle peut alors être considérée dans un problème d'optimisation multi-commande où elle est représentée à travers une proportion de surplus distinguée de la commande considérée.
- Dans les contraintes : dans le cas où la puissance souscrite dans le contrat d'électricité est inférieure à la limite maximale du système de chauffage, la production locale intervient comme apport permettant de pallier la limite côté réseau et facilite le stockage de chaleur à pleine puissance en prévision de l'effacement des consommations de pointe.

Dans le cadre de cette thèse, la production photovoltaïque est intégrée dans le modèle dynamique avec un coût nul. Elle est également exprimée dans la fonction objectif. L'intégration dans les contraintes du système de chauffage est traitée dans la seconde partie de ce chapitre pour le cas bizona.

2.2.1. Formulation du problème

2.2.1.1. Contrainte dynamique

Le comportement dynamique du bâtiment monozone est décrit par le système suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + BP(t) + B_{soll} d_{soll}(t) \\ T(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (5.2)$$

- $x(t)$: l'état du bâtiment.
- A, B, B_{soll} et C : les matrices du modèle de bâtiment.
- P : la puissance de chauffage à injecter dans la zone.
- $d_{soll}(t)$: les sollicitations extérieures et intérieures.

- $T(t)$: le vecteur de sortie décrivant la température intérieure de la zone.

La puissance de chauffage à injecter dans le cas d'une production photovoltaïque locale se décompose en :

$$P = P_{réseau} + P_{photovoltaïque} \quad (5.3)$$

- $P_{réseau}$: la puissance prélevée du réseau électrique pour les besoins de chauffage.
- $P_{photovoltaïque}$: la puissance locale produite consommée pour le chauffage.

2.2.1.2. Critère d'optimisation

Le problème de la commande optimale monozone consiste à minimiser le coût de la facture électrique en opérant un contrôle du chauffage sur un horizon d'optimisation donné. Ce coût concerne la puissance prélevée du réseau : la puissance de chauffage totale est soustraite de la part de la production photovoltaïque locale :

$$\min_{u \in U} \int_{t_0}^{t_f} C_{elec}(t) P_{réseau}(t) dt \quad (5.4)$$

- $P_{réseau}$: la puissance de chauffage prélevée au réseau.
- t_0 : instant initial.
- t_f : instant final.
- U : espace des commandes admissibles.
- C_{elec} : tarif de l'électricité.

2.2.1.3. Contrainte de confort

La commande optimale de chauffage est calculée, en respectant les contraintes de température de confort suivantes :

$$19^\circ C \leq T_{zone}(t) \leq 24^\circ C \quad \forall t \quad (5.5)$$

La contrainte minimale est considérée comme consigne d'une des solutions optimales appliquant les besoins de chauffage.

2.2.1.4. Contrainte de commande

Les contraintes de commande sont fixées en fonction des limites du système de chauffage :

$$0 \leq P(t) \leq 7000 W \quad \forall t \quad (5.6)$$

2.2.2. Algorithme CPBP avec production locale

L'algorithme CPBP monozone décrit au §4.3 du chapitre 3 ne change pas d'un point de vue méthodologique. La puissance photovoltaïque est intégrée à la dynamique du bâtiment en tant qu'apport d'électricité gratuit dans le cas de l'autoconsommation. L'optimisation porte alors sur la puissance prélevée du réseau électrique calculée. Dans le cas de revente la part de la production locale est soustraite au coût.

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de bâtiment issu de COMFIE du cas d'étude.
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée du modèle de bâtiment.
- ✓ Initialisation de l'état du bâtiment après une mise en température.
- ✓ Modélisation d'une production renouvelable
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (solllicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet).

Étape 1 : Planification de la trajectoire optimale pour chaque zone

- ✓ Identification des plages de coût de la tarification électrique.
- ✓ Détermination des temps de déclenchement t_d du stockage.
- ✓ Mise en œuvre de la trajectoire optimale en fonction des t_d .

Étape 2 : Suivi de trajectoire

- ✓ La puissance de référence calculée à l'étape 1 est appliquée au modèle de bâtiment complet pour évaluer une température « mesurée » (mesure virtuelle, qui a vocation à être remplacée par une mesure réelle dans les applications futures).
- ✓ Le suivi de trajectoire avec le régulateur PI n'est activé que lorsque les contraintes de confort thermique ne sont pas respectées (températures « mesurées » avec le modèle complet)

Étape 3 : Observateur d'état

- ✓ L'état du bâtiment est estimé à la suite de l'application de la stratégie calculée sur l'horizon de contrôle
- ✓ L'état à la fin de l'horizon de contrôle sert à l'initialisation de la prochaine séquence de commande optimale

Étape 5 : Retour d'état

- ✓ L'état final en sortie de l'observateur est récupéré
- ✓ Le calcul de la prochaine séquence de trajectoire est réinitialisé en avançant d'une période d'échantillonnage
- ✓ Retour à l'étape 1

2.3. *Étude préliminaire*

La gestion énergétique passe par l'évaluation des consommations et des productions afin de déterminer une stratégie appropriée. Dans le cas de la gestion du chauffage, il est nécessaire d'évaluer les besoins de chauffage annuels pour déterminer la contribution que peut apporter une production photovoltaïque locale. Cette étude préliminaire a pour objectif d'établir quand interviennent les besoins ainsi que la production photovoltaïque afin de l'intégrer à la commande prédictive par la suite.

Une régulation classique type thermostat est appliquée sur le cas d'étude décrit au §3.1 du chapitre 3 où une consigne de température de $19\text{ }^{\circ}\text{C}$ est maintenue. La production photovoltaïque calculée pour une installation sur le toit (cf. §2.1) est considérée. La Figure 5.3 superpose les besoins de chauffage et la production PV locale pour la première semaine de chauffe (15 octobre). Il peut être constaté que la production locale atteint des puissances inférieures à la limite maximale du système de chauffage (7 kW dans ce cas). Les besoins de chauffage sont souvent plus importants que la production photovoltaïque locale. Celle-ci est maximale en milieu de journée et peut dépasser le besoin en chauffage. C'est le cas des trois premiers jours de la semaine où l'ensoleillement est plus important. Deux stratégies peuvent être envisagées quant à la gestion de la production locale : celle de l'autoconsommation et de la revente. Dans le cas de l'autoconsommation, l'apport d'électricité photovoltaïque est gratuit et permet de réduire les besoins et donc la facture en fonction de la quantité d'énergie produite. Seulement, lorsque la production PV est supérieure aux besoins une surconsommation de chauffage non nécessaire pour satisfaire la consigne est considérée dans cette étude. La température intérieure augmente alors au-delà de la consigne impactant les besoins par la suite et réduisant la facture du chauffage assuré par le réseau. Pour le cas de revente, aucune surconsommation n'est imposée, la température est maintenue constante à la consigne et l'économie sur la facture se manifeste comme un gain financier proportionnel à la production locale.

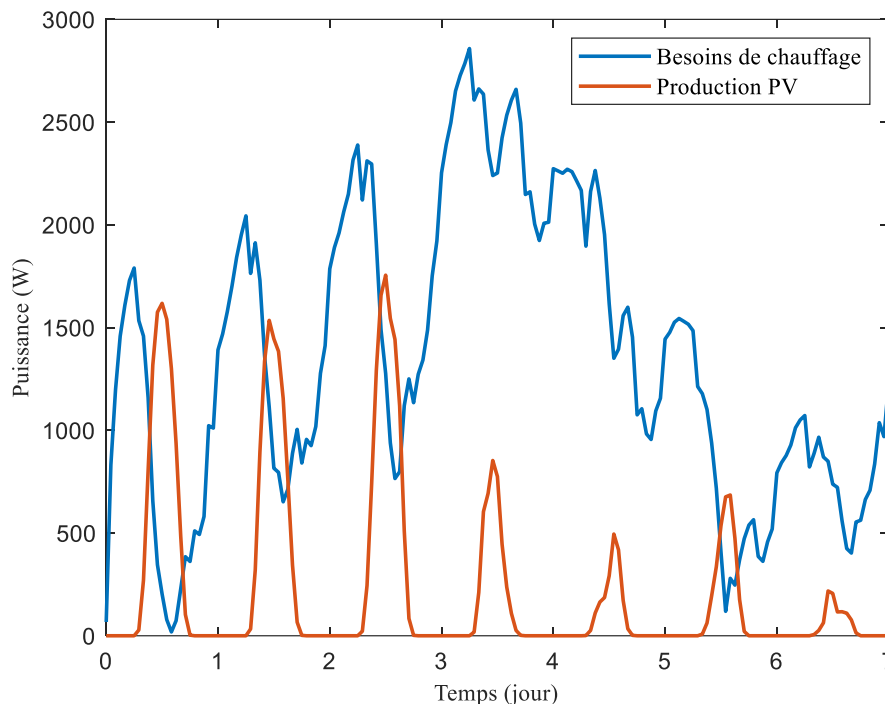


Figure 5.3 : Besoins de chauffage et production photovoltaïque pendant la première semaine de chauffe

Le Tableau 5.2 présente les résultats d’une régulation classique appliquée sur une saison de chauffe en fonction de la prise en compte de la production locale, autoconsommation ou revente. Les stratégies sont comparées au cas où aucune production locale n’est considérée. Le coût des consommations est exprimé pour chaque stratégie avec l’hypothèse d’un coût de revente de la production PV équivalent au coût d’achat de l’électricité du réseau. Cette première comparaison permet de constater que pour ce cas d’étude l’autoconsommation de la production locale ou sa réinjection dans le réseau ont le même effet sur la régulation du chauffage et offrent des résultats similaires en terme de coût (réduction à hauteur de 9 % de la facture). La gestion optimale du chauffage sera appliquée dans une deuxième comparaison des stratégies d’autoconsommation et de revente dans le cadre de la commande prédictive. Les stratégies optimales seront comparées au cas de la régulation classique avec revente de la production locale considéré comme base.

Tableau 5.2 : Bilan économique et environnemental en fonction de l’intégration du PV dans une régulation classique du chauffage sur la saison de chauffe

	Facture des besoins de chauffage	Facture avec autoconsommation	Facture avec revente
Coût	1190 €	1082 €	1082 €

2.4. *Application de la commande prédictive incluant une production locale au cas monozone*

2.4.1. Présentation du cas d'étude

Le cas d'étude monozone décrit au §3.1 du chapitre 3 est utilisé. Le modèle monozone est réduit à l'ordre 3. Le problème de commande prédictive est identique à celui du chapitre 3 en terme de :

- Sollicitations extérieures : météo typique de la zone H1a à Trappes.
- Sollicitations intérieures : scénario d'occupation standard d'une famille de quatre personnes.
- Tarifications électriques : heures creuses, pleines et de pointe.
- Paramètre d'optimisation : horizon d'optimisation de 5 jours, horizon d'effet de 24 jours et horizon de contrôle de 24 heures.
- Hypothèse de sollicitations : supposées parfaitement connus (pas d'erreur de prévisions).
- Paramétrage de l'observateur d'état et du régulateur PI (cf. §4.2 et 4.3 du chapitre 3).

L'algorithme de résolution de la commande prédictive CPBP est implémenté suivant le schéma en boucle fermée décrit au §2.2.2.

La problématique réside dans le choix entre une solution d'autoconsommation ou de revente dans le cadre de la gestion optimale du chauffage minimisant la facture en opérant un stockage de chaleur et un effacement des consommations de pointe. Les deux solutions seront confrontées afin de déterminer celle produisant les meilleurs résultats. L'hypothèse du même tarif d'achat et revente de l'électricité constitue une simplification pour l'intégration de la production locale dans la gestion du chauffage. Cela facilite l'évaluation de l'interaction entre le chauffage qui est une variable commandable du problème et la production photovoltaïque qui est une variable intermittente. Il est tout à fait possible d'appliquer des tarifs d'achat et de revente distincts en fonction des contrats appliqués en pratique.

2.4.2. Résultats

La Figure 5.4 représente le résultat de la commande prédictive, pour la première semaine de chauffe (15 octobre), dans un contexte d'autoconsommation de l'énergie PV locale. La trajectoire de chauffage décrit la puissance prélevée au réseau qui représente la variable de commande dans cette première application. La production photovoltaïque est également tracée. En effet, dans le cas d'autoconsommation, l'énergie PV est considérée comme apport gratuit introduit dans la dynamique du bâtiment, impactant alors le calcul de la puissance de chauffage importée du réseau. Son apport pendant les périodes de stockage est visible en fin d'heures creuses, au début des heures de production (à partir de 9 h du matin). Comme la production locale intervient principalement en heures pleines à la suite du stockage, son apport n'est pas visible sur la trajectoire optimale car la plage est celle de satisfaction des besoins de chauffage ce qui se traduit dans ce cas par un effacement. En effet, pendant les plages de satisfaction des besoins, l'autoconsommation impose d'utiliser la puissance PV disponible pour le chauffage même si la production locale est supérieure aux besoins (nuls ici). Cela va alors agir sur la température intérieure qui va augmenter. Pendant les heures de

pointe la production locale est nulle et donc l’effacement des consommations est synonyme d’une puissance nulle (le chauffage est éteint). Il est important de rappeler que la puissance de chauffage effectivement appliquée est la somme des puissances demandées au réseau et produites par PV localement. Le stockage de chaleur est alors maintenu à la puissance maximale de 7 kW.

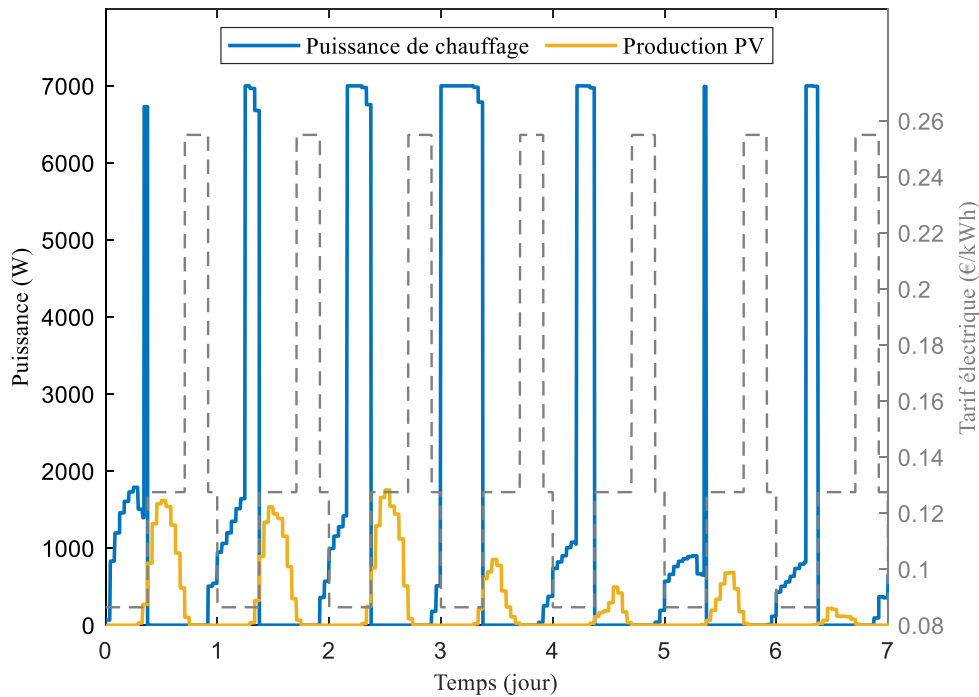


Figure 5.4 : Comparaison de la puissance de chauffage prélevée au réseau par rapport la production PV autoconsommée

La solution d’autoconsommation est comparée à celle de la revente de l’énergie PV localement produite afin de déterminer la meilleure stratégie dans le cadre de la gestion optimale du chauffage. La comparaison se base sur les résultats de minimisation du coût. Les profils de puissance de chauffage résultants des commandes prédictives avec autoconsommation et revente sont représentés dans la Figure 5.5. Les puissances reportées représentent celles sollicitées du réseau. Dans le cas la revente, la puissance de chauffage calculée ne prend en compte aucun apport de production locale dans la dynamique, la contribution du PV est introduite dans la fonction objectif comme un coût évité sur la facture dû à son injection sur le réseau (c’est un revenu positif qui permet de réduire la facture du chauffage). La puissance de chauffage dans le cas de revente provient exclusivement du réseau. Dans le graphique la puissance de chauffage en autoconsommation (courbe bleue) stocke moins que le cas de revente (courbe orange). Cela est dû à l’anticipation par la commande prédictive des apports de la production locale autoconsommée plus tard dans la journée. Les différences pendant les périodes de stockage sont également visibles à la fin des heures creuses où la puissance pour la stratégie en autoconsommation tient compte de la contribution du PV. Cela ne veut pas dire que la puissance de chauffage effective appliqué est différente seulement que les puissances prélevées du réseau sont différentes en fonction de l’intégration de l’énergie locale. Pendant les heures pleines et

de pointes les consommations de chauffage coté réseau les besoins de chauffage pour le maintien de la consigne minimale sont similaires et les heures effacées sont équivalentes.

Dans la Figure 5.6, les profils de température correspondant aux sorties des commandes prédictives intégrant la production locale sont tracés. Les puissances de chauffage appliquées représentent la somme des puissances prélevées au réseau et de la production locale pour la stratégie en autoconsommation. Les températures diffèrent en fonction des déclenchements du stockage au début des heures creuses, car la stratégie de revente stocke plus tôt. La stratégie d'autoconsommation stocke plus tard du fait de son anticipation de l'apport de la production locale ayant lieu plus tard dans la journée. L'apport de la production locale est visible en heures pleines à posteriori du stockage, où les températures de la stratégie avec autoconsommation sont plus élevées que pour la stratégie de revente. Il est possible d'anticiper l'apport de la production locale pour déterminer les périodes de stockage appropriés, seulement l'autoconsommation considérée ici impose d'opérer le chauffage pendant les heures de production même quand cela n'est pas nécessaire : quand les besoins de chauffage sont nuls (effacement des consommations) et que la température de consigne est respectée (égale ou supérieure à 19 °C). Ainsi, quand la production est supérieure aux besoins cela se répercute sur la dynamique de la température intérieure. Pour ce cas d'étude cela n'est pas grave, seulement si les températures intérieures atteignent la limite supérieure de confort alors l'autoconsommation est en conflit avec les contraintes du problème d'optimisation : l'énergie en surplus peut alors être perdue dans le cas où l'autoconsommation complète est imposée. Une solution de revente du surplus de l'énergie locale en cas de risque de surchauffe peut alors être envisagée. Ce constat pose la question de la pertinence de l'autoconsommation dans un contexte de gestion du chauffage électrique.

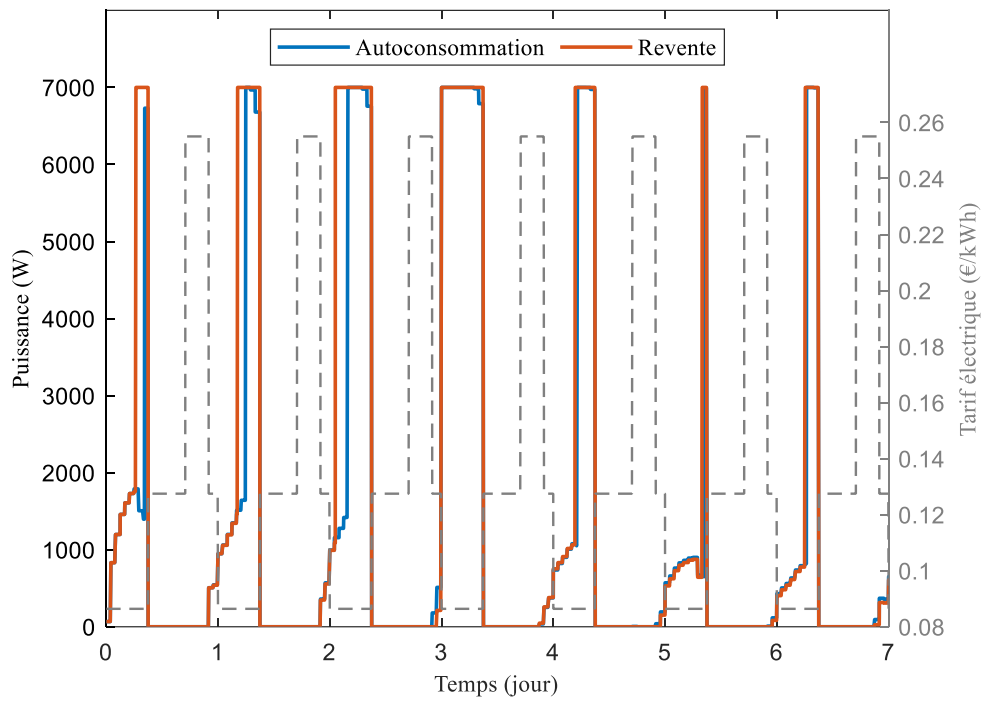


Figure 5.5 : Comparaison des puissances prélevée du réseau dans les cas d'autoconsommation et de revente de la production PV locale

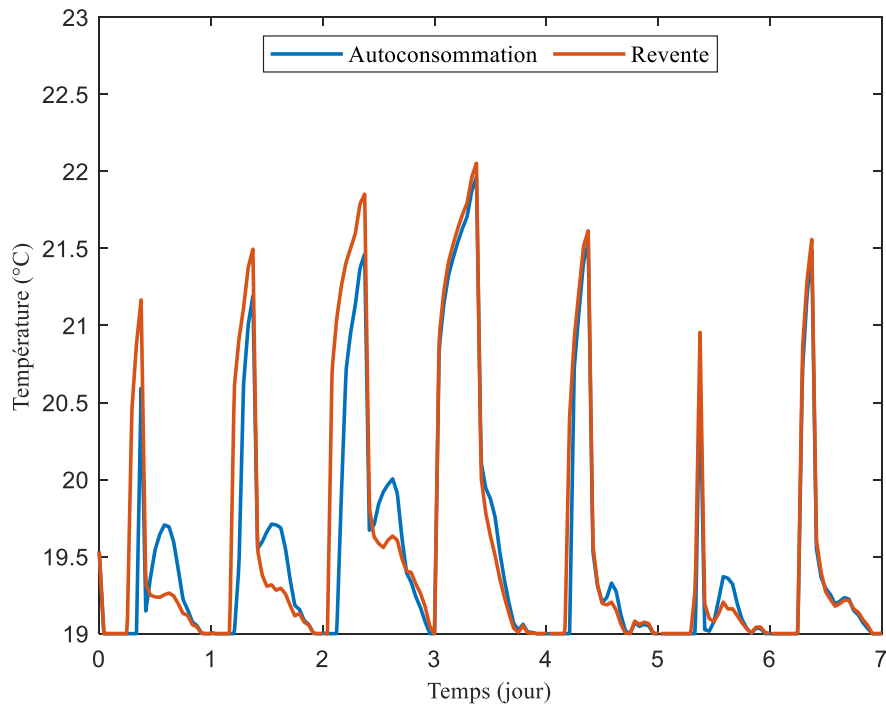


Figure 5.6 : Comparaison des températures intérieures dans les cas d'autoconsommation et de revente de la production locale

Le Tableau 5.2 reporte les coûts des différentes stratégies en fonction de l'intégration de la production locale à la commande prédictive. Le contraste entre autoconsommation et revente est bien plus évident qu'il l'a été dans la régulation classique lors de l'étude préliminaire, cela est dû à la récurrence des périodes d'effacement où les besoins sont inférieurs à la production PV. La stratégie de revente offre le meilleur gain sur la facture du chauffage. Ce résultat est prévisible car pour un même prix d'achat et de revente d'électricité, l'autoconsommation n'est pas forcément le meilleur choix pour ce cas d'étude car elle impose des consommations de chauffage pendant les périodes d'effacement. Cela se répercute sur la température intérieure qui augmente. La variation de coût est calculée par rapport au cas d'une régulation classique type thermostat avec revente totale de la production locale. Cette comparaison permet : d'une part de déterminer que l'intégration d'une production photovoltaïque locale offre jusqu'à 10 % de gain sur la facture du chauffage et d'autre part, la différence d'économie entre une solution d'autoconsommation et de revente atteint les 3 %.

Les émissions de GES associées à l'application de la stratégie de gestion optimale ont été calculées par rapport à la régulation classique avec revente totale du PV. Il peut être constaté que la commande prédictive ayant comme objectif la minimisation du coût permet également de réduire les émissions CO₂ liées à la consommation du chauffage (l'impact environnemental du mix électrique est détaillé dans le prochaine §). Cela permet au premier abord de confirmer que le coût appliqué lors d'une optimisation économique prend bien en compte indirectement l'impact environnemental conséquent des consommations de pointe pour lesquelles un tarif élevé a été affecté. Le cas de la CPBP sans PV n'affiche aucune réduction des émissions ce qui est dû à la comparaison à une régulation classique avec revente de la production PV locale. Ainsi le bilan environnemental de cette dernière est le même que celui de la gestion optimale du chauffage sans production locale ayant pour objectif la minimisation du coût.

Tableau 5.3 : Résultats des stratégies optimales en fonction de l'intégration du PV sur la saison de chauffe

	CPBP sans PV	CPBP avec autoconsommation	CPBP avec revente
Coût en euros	879 €	798 €	772 €
Variation du coût	-19 %	-26 %	-29 %
Variation des émissions CO₂	0 %	-7 %	-10 %

2.5. Optimisation des émissions CO₂

2.5.1. Approches d'évaluation des émissions de gaz à effet de serre du mix électrique

Deux approches d'analyse de cycle de vie existent pour déterminer l'impact environnemental d'un système. L'approche attributionnelle quant à elle traite des émissions spécifiques à des produits ou systèmes, de leur production en passant par leur utilisation jusqu'à leur élimination, elle ne considère pas les interactions systémiques avec le système d'arrière-plan. L'approche conséquentielle

prend en compte les conséquences des décisions concernant le système étudié (ici un bâtiment) sur le système d'arrière-plan (ici le système électrique). Les impacts directs et indirects sont évalués sur l'ensemble du cycle de vie du système ainsi que les effets systémiques et interactions entre les étapes du cycle de vie.

L'approche d'ACV dynamique dans la modélisation du mix électrique implique ici la prise en compte de la variabilité dans le temps à court et à long terme des parts de différentes technologies de production. Une approche statique quant à elle considère des pourcentages fixes pour un mix moyen annuel, elle n'est pas considérée dans ces travaux que ce soit pour l'approche conséquentielle ou attributionnelle.

Le mix de production d'électricité dans le cadre de l'approche attributionnelle est un mix moyen, tandis que dans l'approche conséquentielle les données correspondent au mix marginal de production. Le mix marginal prend en compte la demande supplémentaire induite par un nouveau système (construction d'un nouveau bâtiment par exemple). Il est alors nécessaire de produire afin de satisfaire cette demande ou de réduire la production coté réseau si un système de production locale tel qu'une installation photovoltaïque est constatée. Le mix marginal correspond dans ce cas à une production évitée au réseau liée à la réduction de la demande au réseau. Le mix marginal varie en fonction des conditions du marché (Wurtz, 2022).

La Figure 5.7 trace les émissions de CO₂ équivalents au kWh consommé calculées pour un mix marginal correspondant aux 10 % des capacités de production les plus couteuses. Les données proviennent d'un calcul d'impact effectué par Frapin et al. (2022) suivant le guide méthodologique du GHG *Protocol*. Des données météorologiques typiques sont utilisées, ainsi que les capacités installées actuelles pour la production d'électricité en France. Cela garantit la cohérence de l'influence de la météo à la fois sur la demande d'énergie des bâtiments et sur la production d'électricité. Les sources d'énergie retrouvées sont principalement le gaz, le nucléaire, le charbon et les moyens de pointe.

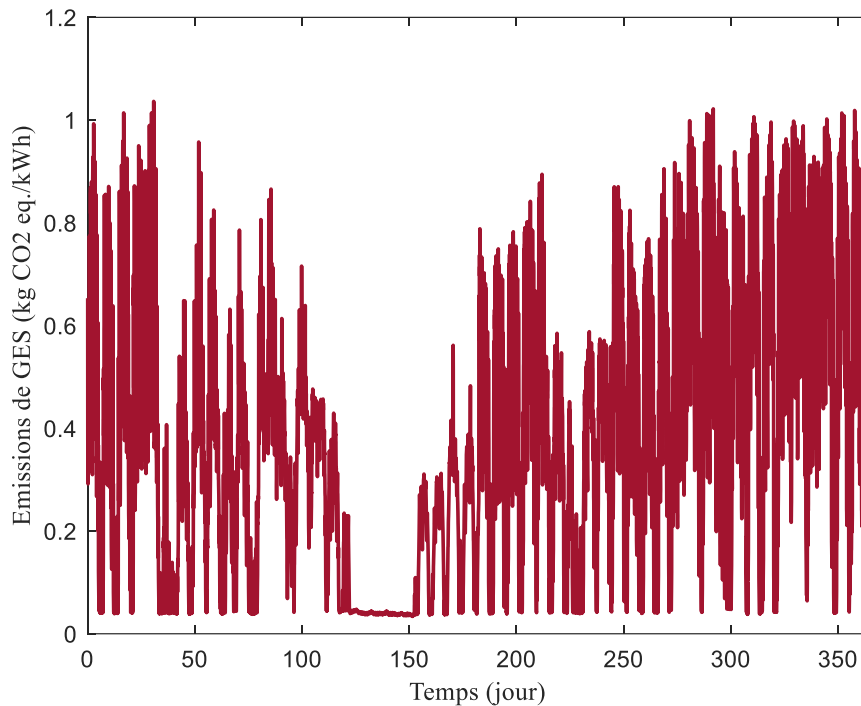


Figure 5.7 : Emissions de CO₂ équivalent par kWh d'électricité consommée

Une première optimisation environnementale a été appliquée dans le chapitre 3 au §6.2. La commande prédictive monozone a été utilisée dans un contexte de réduction des émissions de gaz à effet de serre en utilisant dans la fonction objectif une variation des émissions CO₂ au cours du temps décrivant le mix électrique Français. L'approche attributionnelle dynamique développée par Roux (2017) a été employée pour l'évaluation des impacts environnementaux liés à la consommation électrique du chauffage.

Dans le cadre de la commande prédictive incluant une production locale opérant une optimisation environnementale, le mix électrique consécutif marginal est utilisé. Cela est motivé par la modification de la demande énergétique du bâtiment en présence de la production locale. En effet, il s'agit de prendre en compte les émissions de GES spécifiques évitées à l'échelle du système électrique grâce à cette production supplémentaire d'électricité. La minimisation des émissions en employant un mix marginal se fait par rapport aux sources carbonées qui sont utilisées pour répondre à la demande du bâtiment.

2.5.2. Résultats

La commande prédictive est appliquée au cas d'étude décrit au §2.4.1, la tarification électrique change pour un mix marginal décrivant les impacts environnementaux de la consommation électrique (cf. Figure 5.7). En dehors de la fonction objectif l'algorithme de résolution ne change pas :

$$\min_{u \in U} \int_{t_0}^{t_f} C_{CO_2}(t) P_{réseau}(t) dt \quad (5.7)$$

- $P_{réseau}$: la puissance de chauffage prélevée au réseau.
- t_0 : instant initial.

- t_f : instant final.
- U : espace des commandes admissibles.
- C_{CO_2} : émissions de GES par kWh d'électricité consommée.

Les solutions d'autoconsommation et de revente de la production locale sont évalués dans un contexte de minimisation des émissions de CO₂ liés aux consommations du chauffage. Tout comme pour les tarifs d'électricité, l'impact de la consommation d'électricité est équivalent à l'impact évité à la revente de la production locale. Les puissances prélevées du réseau sont tracés dans la Figure 5.8 pour la première semaine de chauffe. La structure des émissions de GES diffère de celle de la tarification électrique avec un coût dynamique qui varie à chaque pas de temps. Il est tout de même possible de discerner des périodes où l'impact environnemental de la production électrique est la moins carbonée. C'est pendant ces périodes que le stockage de chaleur a lieu et permet d'effacer les heures où les émissions de GES sont les plus élevées. Pour cette semaine la structure des émissions permet un stockage de chaleur par jour. La production locale coïncide avec les périodes à fort impact environnemental, elle n'impacte alors pas le stockage tel qu'il l'a été constaté lors de l'optimisation économique où l'apport de la production locale était observé à la fin du stockage. Les solutions d'autoconsommation et de revente sont équivalentes en terme de stockage de chaleur. Des différences sont remarquées au quatrième et cinquième jour pendant les périodes de satisfaction des besoins de chauffage, cela est dû à une production locale plus importante au début de la semaine qui augmente les températures aux jours précédents ce qui modifie le retour d'état dans la stratégie d'autoconsommation, et réduit la puissance soutirée au réseau par rapport à la solution de revente.

Les profils de température issues de l'application des stratégies de chauffage en autoconsommation et en revente sont illustrées dans la Figure 5.9. Les différences sont dues à l'apport du photovoltaïque qui augmente les températures pendant les périodes de production où on cherche à faire du maintien de la consigne. L'apport de la production locale est plus important en début de semaine ce qui se répercute sur les températures, les augmentant pendant les heures pleines. Les températures pendant les plages de stockage sont impactées car les états initiaux pour les deux stratégies sont différents au retour d'état lors du calcul de la commande prédictive.

Le bilan environnemental de la première semaine de chauffe s'élève à 81 kg de CO₂ équivalent émis en autoconsommation et 74 kg en revente, soit une réduction par rapport à une régulation classique de 26 % et 35 % respectivement. De plus, les factures électriques sont également réduites respectivement de 16 % et 19 %. Cela indique que l'optimisation environnemental permet, pour ce cas, de diminuer de manière indirecte le coût de la consommation électrique du chauffage.

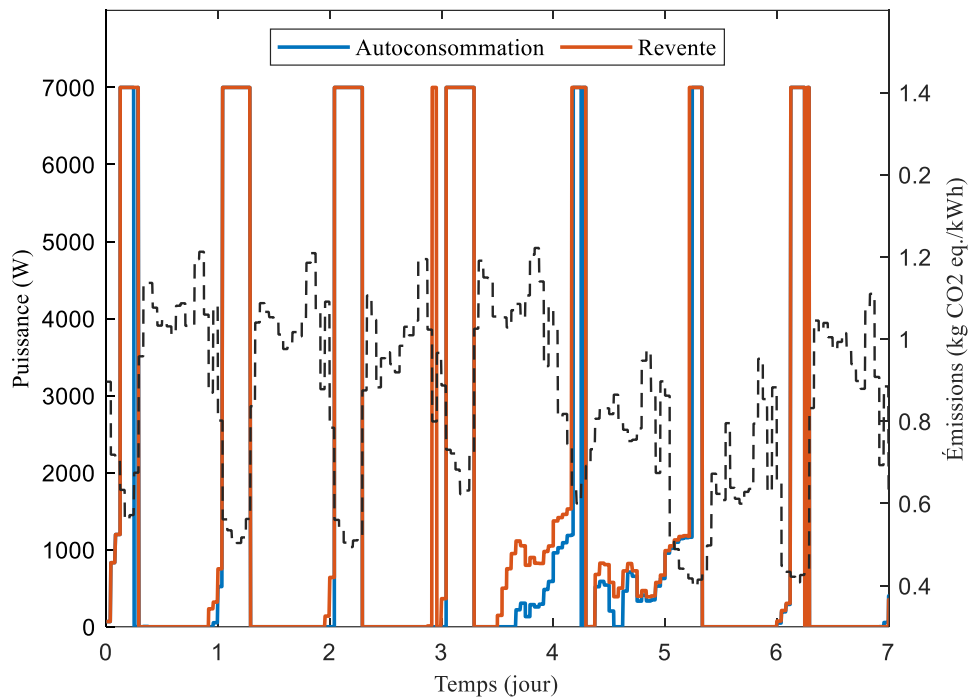


Figure 5.8 : Comparaison des puissances prélevées du réseau obtenues à l'issu de l'optimisation environnementale dans les cas d'autoconsommation et de revente de la production PV locale

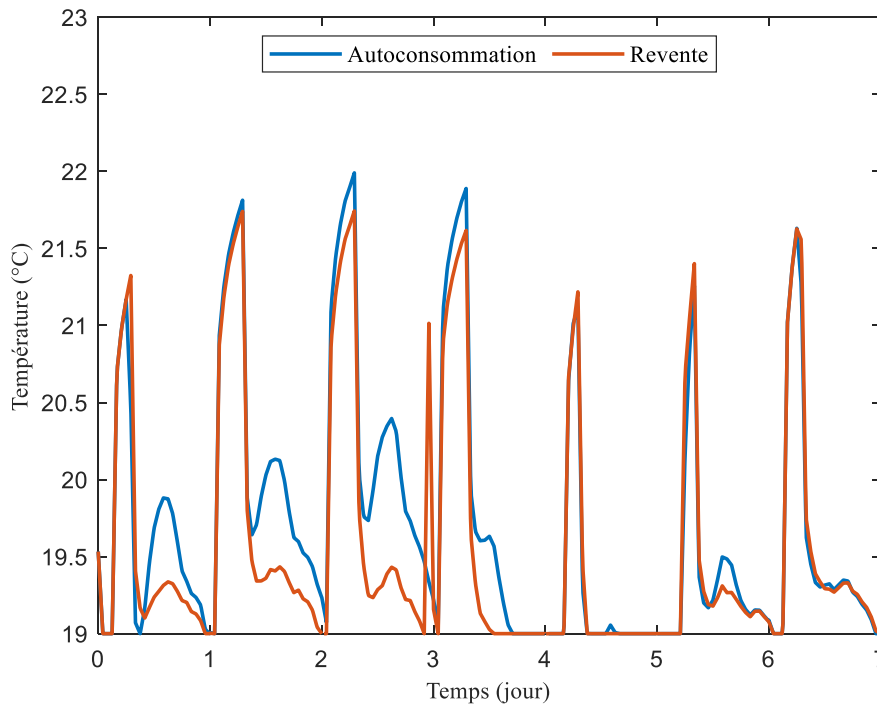


Figure 5.9 : Comparaison des températures intérieures obtenues à l'issu de l'optimisation environnementale dans les cas d'autoconsommation et de revente de la production PV locale

Pendant la saison de chauffage, l'écart de gain entre l'autoconsommation et la revente est moins accentué que pour la première semaine de chauffe, les résultats sont résumés dans le Tableau 5.4. En effet, une minimisation des émissions de CO₂ de 40 % est possible grâce à la gestion optimale du chauffage incluant la production locale. La revente de la ressource locale continue à être la meilleure stratégie pour la minimisation du critère d'optimisation. L'effet inverse de celui observé pendant la première semaine de chauffe, pour ce qui s'agit de la comparaison des gains sur les coûts pour la stratégie réduisant les émissions de GES, est constaté. L'optimisation environnementale impose un surcoût atteignant les 6 % sur la facture par rapport à une régulation classique avec revente. Cela peut être expliqué par la structure des émissions de GES qui n'est pas strictement répétitive alors que la structure de la tarification électrique se répète tous les jours avec ses trois plages de coûts. En effet, si on observe les résultats sur la saison de chauffe, des périodes de stockages plus longues sont constatées pour l'optimisation environnementale. Celles-ci impliquent des consommations pendant les plages de pointe de la tarification, ce qui provoque un effet inverse sur le coût de la stratégie.

Tableau 5.4 : Résultats des stratégies optimales environnementale en fonction de l'intégration du PV sur la saison de chauffe

	CPBP avec autoconsommation	CPBP avec revente
Emissions	2326 kg CO ₂ eq.	2230 kg CO ₂ eq.
Variation du coût	+6 %	+5 %
Variation des émissions	-37 %	-40 %

2.6. Discussion

La considération d'une production locale lève la question de son intégration à la stratégie de gestion dans le contexte de l'optimisation des consommations de chauffage, l'objectif étant de minimiser leur bilan économique et/ou environnemental. La première solution consiste à faire de l'autoconsommation de la production et de la considérer comme apport gratuit d'électricité permettant de réduire la puissance prélevée du réseau. La seconde solution étudiée est celle de la revente de la production sur sa totalité ce qui permet d'avoir une rémunération financière et/ou un impact évité proportionnel à la quantité de PV disponible. Ces deux extrêmes sont choisis afin de quantifier les gains atteignables, en se basant sur un même tarif d'achat pour raison de simplification.

Les solutions de gestion de la production locale ont été appliquées au cas de la maison individuelle modélisée en monozone. Pour une installation d'environ 4,5 kWc, la revente totale a résulté en un gain plus intéressant que l'autoconsommation (+3 %) minimisant la facture électrique de 29 %. L'application de la stratégie à la minimisation de l'impact environnemental du chauffage a produit des résultats similaires à l'optimisation économique avec un écart de 3 % entre l'autoconsommation et la revente, la réduction des émissions a été estimée à 40 %. En effet, la production impose la consommation à des périodes où le besoin est effacé, malgré que cet apport soit anticipé par la commande prédictive, la surconsommation de chauffage en heures pleines entraîne un gain non optimal sur la facture mais aussi les émissions.

Au-delà de la comparaison des solutions de gestion de la production locale, il est intéressant de se pencher sur la question de concordance entre les fonctions objectifs utilisées pour les stratégies de gestion optimales. Alors que l'optimisation économique aboutit à la réduction de manière indirecte des émissions de GES liées au profil de chauffage optimisé, l'optimisation environnementale elle, impose un surcoût sur la stratégie malgré la minimisation des émissions. L'optimisation environnementale impose un surcoût d'environ 5 % sur la facture par rapport à une régulation classique avec revente du PV local tandis que l'optimisation économique réduit les émissions de GES de 9 %. Le même résultat est observé quel que soit l'intégration de l'énergie locale (autoconsommation ou revente). Cela peut indiquer que la tarification électrique ne modélise pas de manière fidèle les périodes ayant le plus haut impact environnemental où la production est la plus carbonée. Il s'agit de traiter la question de la définition de la tarification et la définition de la pointe : comme période de tension sur le réseau pendant laquelle l'approvisionnement et la distribution de la demande est difficile ou bien comme période où les moyens d'équilibrage employés pour équilibrer entre l'offre et la demande sont les plus carbonés. Une concordance existe entre les deux (impact environnemental et déséquilibre) seulement elle n'est pas exacte. Il est envisageable de traiter les potentiels conflits entre la tarification et les émissions de CO₂ par une optimisation multicritère afin de réduire de manière simultanée les deux indicateurs et arriver à un compromis acceptable. Cet aspect n'est pas traité dans cette thèse. De plus, une évaluation à plus grande échelle permettra de confirmer si le conflit entre les deux indicateurs économique et environnemental persiste, et si la conclusion sur l'optimisation multicritère est prématurée ou non.

Cette première application de la CPBP avec production photovoltaïque a permis d'évaluer, pour le cas simple d'une maison individuelle, la stratégie optimale de gestion du chauffage et de la production locale. Toutefois, le volume de production PV en hiver n'étant pas conséquent (seulement 9 % des besoins de chauffage), la stratégie de gestion du chauffage n'est pas modifiée de manière significative. La pertinence de considérer une production photovoltaïque locale pour ce cas d'étude est alors remise en cause. Il en est de même concernant l'adéquation de l'usage de la production pour le chauffage électrique en cas d'autoconsommation il est d'ailleurs plus intéressant et plus approprié de revendre pour un profit financier malgré le faible gain (environ 107 € sur la saison de chauffe). Ce gain n'inclut pas la production photovoltaïque le reste de l'année qui d'une part est plus importante ce qui engendre un gain financier de 236 € et d'autre part peut être autoconsommée pour d'autres besoins comme la climatisation ou les usages spécifiques.

La production photovoltaïque peut avoir plus de sens sur un cas de mutualisation de la ressource locale à plus grande échelle (multizone par exemple) avec un volume de production plus important. C'est le sujet abordé dans la prochaine partie du chapitre.

3. La commande prédictive bizona avec partage de ressource

La CPBP avec production locale est appliquée au cas d'un bâtiment bizona où le problème de mutualisation (ou consommation collective) du PV local est traitée avec celui du partage de

ressource. En effet, dans le cas multizone une contrainte de commande couplante est intégrée au problème d'optimisation. Ainsi deux ressources sont considérées : la ressource réseau imposant une puissance globale à prélever et la ressource photovoltaïque locale. L'interaction des deux est exposée : la ressource locale peut pallier la tension introduite par la contrainte du réseau. Il est utile de noter que le couplage de commande est combiné au couplage thermique entre zone traité dans le chapitre 4.

De même que pour le cas monozone, le choix porte sur une intégration de l'installation photovoltaïque en toiture du bâtiment. La production est d'abord modélisée afin de déterminer le productible en fonctionnement du dimensionnement choisi. La CPBP bizona est ensuite mise en place telle qu'elle a été introduite en intégrant les prévisions de production photovoltaïque.

3.1. *Modélisation de la production photovoltaïque locale*

Les capteurs photovoltaïques sont intégrés dans la toiture-terrasse du bâtiment bizona décrit au §3 du chapitre 4 (cf. Figure 5.10). Les panneaux sont orientés plein Sud avec une inclinaison fixée à 35 ° : il est préconisé de choisir une inclinaison proche de la latitude locale (48° dans ce cas).



Figure 5.10 : Intégration des panneaux photovoltaïques en toiture-terrasse

Les panneaux poly-cristallins décrit au §2.1.2 sont répartis sur une surface de 400 m², cela revient à une puissance totale de 59,6 kWc. La surface totale de la toiture n'est pas utilisée pour l'installation en vue d'éviter les phénomènes d'ombrages entres panneaux.

Un système poly-cristallin générique est sélectionné incluant : les panneaux, une connexion centrale à un onduleur avec un rendement de 90 % et des pertes ohmiques et *mismatch* de 3 %.

La Figure 5.11 représente le volume de production photovoltaïque annuel décrit par les valeurs mensuelles. La production PV totale représente environ 38 % des besoins de chauffage annuelle de la maison considérée.

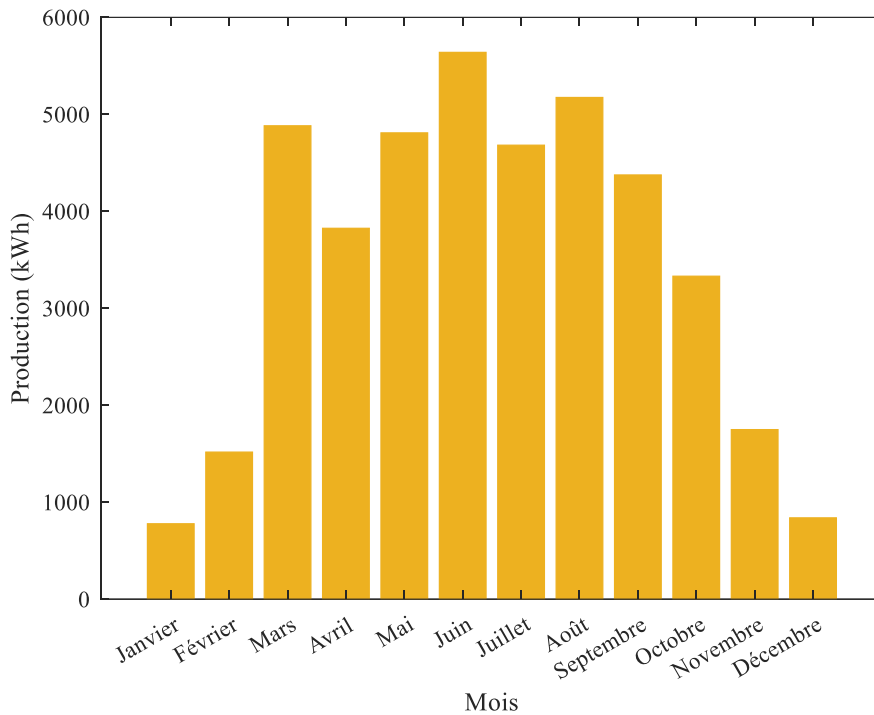


Figure 5.11 : Production annuel capteurs photovoltaïques pour le cas bizone

3.2. Intégration de la production photovoltaïque dans la stratégie de gestion

3.2.1. Formulation du problème

3.2.1.1. Contrainte dynamique

Le système d'équations couplées est établi pour chaque zone thermique :

$$\begin{cases} \dot{x}_i = A_i \cdot x_i + B_{u_i} \cdot P_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} T_{adj_j} \\ Y_i = C_i \cdot x_i \end{cases} \quad (5.8)$$

i représente l'indice de la zone considérée et j celui de la zone adjacente :

- A_i : matrice associée à l'état.
- B_i : matrice associée à la commande.
- B_{soll_i} : matrice associée aux sollicitations.
- B_{adj_i} : matrice associée à la température de la zone adjacente.
- C_i : matrice associé à la sortie.
- x_i : état de la zone i .
- P_i : puissance de chauffage.
- $Soll_i$: sollicitations extérieures et intérieures de la zone i .
- T_{adj_j} : température adjacente de la zone contiguës (variable de couplage).
- Y_i : vecteur de sortie.

La puissance de chauffage à injecter dans chaque zone en présence d'une production photovoltaïque locale se distingue en :

$$P = P_{réseau} + P_{photovoltaïque} \quad (5.9)$$

- $P_{réseau}$: la puissance prélevée du réseau électrique pour les besoins de chauffage.
- $P_{photovoltaïque}$: la puissance locale produite consommée les besoins de chauffage.

3.2.1.2. Critère d'optimisation

La commande optimale multizone cherche à déterminer la trajectoire minimisant le coût de la facture électrique en opérant un contrôle du chauffage sur un horizon d'optimisation pour chaque zone thermique. À l'échelle de chaque zone, un problème de commande optimale local est résolu avec comme critère d'optimisation :

$$\min_{u_i \in U_i} \left[J(u_i(t)) = \int_{t_0}^{t_f} C_{elec}(t) P_i^{réseau}(t) dt \right] \quad (5.10)$$

- $P^{réseau}$: la puissance de chauffage prélevée au réseau pour la zone i .
- t_0 : instant initial.
- t_f : instant final.
- U_i : espace des commandes admissibles.
- C_{elec} : tarif de l'électricité.

La minimisation locale du coût du chauffage pour chaque zone induit la réduction de la facture électrique globale du bâtiment.

3.2.1.3. Contrainte de confort

La commande optimale de chauffage est calculée, en respectant les contraintes de température de confort suivantes :

$$T_{min} \leq T_{zone_i}(t) \leq 26 \text{ °C } \forall t \quad (5.11)$$

Les consignes minimales de température de chaque zone sont décrites dans le tableau ci-dessus :

Tableau 5.5 : Consignes de température minimale T_{min} dans la cas bizone

		Période d'occupation	Période d'inoccupation
Zone de bureau	Horaires	8h à 18h	18h à 8h
	Consigne	21 °C	18°C
Zone de logement	Horaires	18h à 8h	8h à 18h
	Consigne	20 °C	18°C

3.2.1.4. Contrainte de commande

Les contraintes de commande sont fixées en fonction des limites du système de chauffage :

$$0 \leq P_i(t) \leq 150 \text{ kW} \quad \forall t \quad (5.12)$$

3.2.1.5. Contrainte de commande couplante

Dans le cas où la puissance souscrite dans le contrat d'électricité n'est pas la somme des puissances maximales de chaque zone, une contrainte couplante de partage de ressource est introduite qui limite la puissance globale soutirée du réseau. Elle est exprimée :

$$\sum_{i=1}^n P_i(t) \leq P_{totale} \quad \forall t \quad (5.13)$$

- P_{totale} : la puissance de chauffage globale souscrite pour l'ensemble des zones.
- n : le nombre de zone.

3.2.2. Prise en compte du partage des ressources

3.2.2.1. La ressource réseau

Dans le cas bizona, la contrainte couplante s'exprime :

$$P_1(t) + P_2(t) \leq 200 \text{ kW} \quad \forall t \quad (5.14)$$

La commande prédictive, telle qu'elle a été mise en place, impose un stockage de chaleur à pleine puissance. Il arrive alors que la puissance maximale du chauffage soit appliquée simultanément dans les deux zones, soutirant ainsi une puissance globale de 300 kW au réseau. La contrainte couplante est inférieure à cette demande ce qui pose un conflit. Il est alors nécessaire de distribuer la ressource disponible de manière convenable tout en minimisant la facture globale du chauffage. Le dépassement dans ce cas est de 100 kW devant être soustrait de la somme des puissances des deux zones aux pas de temps où la contrainte couplante n'est pas respectée. Une répartition simplifiée est envisagée : celle de la distribution de la ressource disponible au prorata des besoins de chauffage de chaque zone. Cela implique que les contraintes de commande de chaque zone sont modifiées de manière à ce que leur somme respecte strictement la contrainte couplante P_{totale} . La zone de bureau compte pour 59 % des besoins de chauffage annuels du bâtiment, la zone de logement pour 41 %. Dans ce cas, les valeurs maximales de chauffage qui peuvent être fournies simultanément aux deux zones par le réseau sont :

$$P_{max_1}^{réseau} = 119 \text{ kW} \quad (5.15)$$

$$P_{max_2}^{réseau} = 81 \text{ kW} \quad (5.16)$$

La mention « *réseau* » est introduite afin de distinguer la contrainte liée au réseau de la contrainte de commande du système de chauffage physique qui elle reste inchangé (150 kW dans chaque zone).

3.2.2.2. La ressource photovoltaïque locale

Quand l'autoconsommation est considérée, la puissance de chauffage inclut la puissance soutirée du réseau et l'apport la production photovoltaïque. Le partage de ressource s'applique alors à la ressource localement produite également. L'apport de la production renouvelable dans le cas bizona est plus intéressant que pour le cas de la maison individuelle. D'une part le volume de production est plus important et d'autre part la ressource PV locale permet de relaxer la contrainte couplante entre

les zones. La puissance localement produite est alors additionnée à la ressource réseau disponible ce qui permettrait d'appliquer un stockage en fonction de la puissance maximale du système de chauffage.

L'autoconsommation de la production photovoltaïque dans le cas bizona est tout de même limitée par la contrainte de commande P_{max} . En effet, la consommation de la production locale ne peut être consommée qu'à hauteur de la valeur maximale du dépassement de la contrainte couplante (100 kW dans ce cas). La ressource locale est alors répartie de la même façon que la puissance souscrite : au prorata des besoins. La contrainte de commande maximale du chauffage dans chaque zone limite la possibilité d'autoconsommation de la production locale car il n'est pas possible d'appliquer une puissance de chauffage au-delà de la valeur maximale pouvant être fournie par les émetteurs :

$$P_{max_1}^{PV} = 31 \text{ kW} \quad (5.17)$$

$$P_{max_2}^{PV} = 69 \text{ kW} \quad (5.18)$$

Ces limites s'appliquent seulement lorsque toute la puissance réseau disponible est consommée afin de respecter la puissance maximale du système 150 kW. La production locale consommée à l'échelle de chaque zone est répartie au prorata des besoins de chauffage : 59 % dans la zone bureau et 41 % dans la zone de logement.

Si la production locale dépasse la valeur maximale de 100 kW, l'intégration du PV dans la commande prédictive se complexifie et impose une troisième solution de gestion de la production locale : l'autoconsommation partielle avec revente du surplus. Dans ce cas de figure le maximum de production photovoltaïque du bâtiment bizona ne dépasse pas les 30 kW. Cette problématique n'est donc pas traitée.

3.2.3. Algorithme CPBP multizone avec production locale

L'algorithme CPBP bizona décrit au §6.3 du chapitre 4 ne change pas d'un point de vue méthodologique. La puissance photovoltaïque est intégrée à la dynamique du bâtiment en tant qu'apport d'électricité gratuit dans le cas de l'autoconsommation. L'optimisation porte alors sur la puissance prélevée du réseau électrique calculée. Dans le cas de revente la part de la production locale est soustraite au coût.

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération du modèle de chaque zone issue de COMFIE
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée des modèles
- ✓ Initialisation des états après une mise en température
- ✓ Modélisation d'une production renouvelable commune à toutes les zones
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (solicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet)

Étape 1 : Planification de la trajectoire optimale pour chaque zone

- ✓ Identification des plages de coût de la tarification électrique
- ✓ Détermination des temps de déclenchement du stockage
- ✓ Mise en œuvre de la trajectoire optimale en fonction des t_d
- ✓ Les températures des zones contiguës sont remplacées par les sorties d'optimisation de chaque zone considérée de manière itérative
- ✓ Si la tolérance, fixée à 0,1 °C, n'est pas atteinte alors retour à l'étape 1
- ✓ Sinon convergence du calcul

Étape 2 : Observateur d'état

- ✓ L'état du bâtiment est estimé à la suite de l'application de la stratégie calculée sur l'horizon de contrôle
- ✓ L'état à la fin de l'horizon de contrôle sert à l'initialisation de la prochaine séquence de commande optimale

Étape 3 : Retour d'état

- ✓ L'état final en sortie de l'observateur est récupéré
- ✓ Le calcul de la prochaine séquence de trajectoire est réinitialisé en avançant d'une période d'échantillonnage
- ✓ Retour à l'étape 1

3.3. Application de la commande prédictive incluant une production locale au cas bizona

3.3.1. Présentation du cas d'étude

Le cas d'étude bizona exposé au §3 du chapitre 4 est utilisé. Les modèles de chaque zone sont réduits à l'ordre 3. Le problème de commande prédictive bizona est identique à celui du chapitre 4 en terme de :

- Sollicitations extérieures : météo typique de la zone H1a à Trappes.
- Tarifications électriques : heures creuses, pleines et de pointe.
- Paramètre d'optimisation : horizon d'optimisation de 5 jours, horizon d'effet de 15 jours et horizon de contrôle de 24 heures.
- Hypothèse de sollicitations : supposées parfaitement connus (pas d'erreur de prévisions).
- Paramétrage de l'observateur d'état (cf. §6.1 du chapitre 4). Le régulateur PI est désactivé pour alléger les calculs en vue de l'utilisation de prévisions parfaites.

L'algorithme de résolution de la commande prédictive CPBP est implémenté suivant le schéma en boucle fermée décrit au §3.2.3.

3.3.2. Résultats

La commande prédictive bizona est appliquée à la minimisation de la facture électrique du chauffage. Les solutions d'autoconsommation et de revente de la production locale PV sont comparées en vue de déterminer la stratégie optimale incluant le partage des ressources du réseau et de la production locale.

Dans la Figure 5.12 et la Figure 5.13 sont représentées les puissances de chauffage à injecter respectivement dans la zone de bureau et de logement. La puissance de chauffage est la somme de la puissance appelée du réseau et de la production locale. Pour la zone de bureau, les stratégies avec autoconsommation et revente sont similaires en terme de stockage. Les puissances maximales appliquées pendant les périodes de stockage sont similaires pour les deux cas à l'exception de temps de déclenchement parfois décalés (maximum d'une heure). La stratégie d'autoconsommation augmente les températures intérieures à travers l'apport du chauffage forcé, cela se répercute sur l'état du bâtiment ce qui affecte le déclenchement des périodes de stockage. À la dernière heure de stockage en autoconsommation la puissance du réseau est légèrement dépassée : une fois de plus c'est l'apport du PV qui débute sa production en journée durant des plages d'heures creuses. Ce dépassement est autorisé car la puissance maximale du système reste fixée à 150 kW. Cet apport du PV peut être plus important à d'autres périodes de la saison de chauffe où le rayonnement solaire est plus important induisant une production plus favorable. La distinction entre les deux stratégies est plus visible en heures pleines, où l'apport de chauffage imposé par l'autoconsommation n'est pas retrouvé dans le cas de revente. Les besoins de chauffage pour satisfaire la consigne dans la zone de bureau pendant ces périodes pleines sont diminués par l'autoconsommation. Il arrive que les besoins pour la satisfaction de la consigne soient effacés, dans ce cas l'autoconsommation impose tout de même une puissance de chauffage non nécessaire à la zone, c'est le cas du weekend où la consigne est plus basse (18 °C) que pendant la semaine ouvrée. Pour ce qui est de la zone de logement, comme la consigne en heure pleine est basse les besoins de chauffage sont effacés et l'autoconsommation impose une fois de plus un apport forcé du chauffage.

Les profils de température correspondants aux stratégies d'autoconsommation et de revente de la production PV sont exposés dans la Figure 5.14 et la Figure 5.15 pour les deux zones thermiques. La dynamique des températures intérieures est similaire pour les deux stratégies. L'effet du retard de déclenchement du stockage peut être observé au premier jour lors de l'application de la stratégie d'autoconsommation. L'apport du PV est également constaté en heure pleine où la température intérieure est légèrement plus élevée par rapport au cas de revente. Par ailleurs, la production locale varie durant la semaine. Les puissances PV sont les plus importantes durant les deux premiers jours de la semaine ainsi que le weekend. L'impact de l'autoconsommation est alors plus contrasté en comparaison à la revente dans les bureaux et logements pendant ces jours.

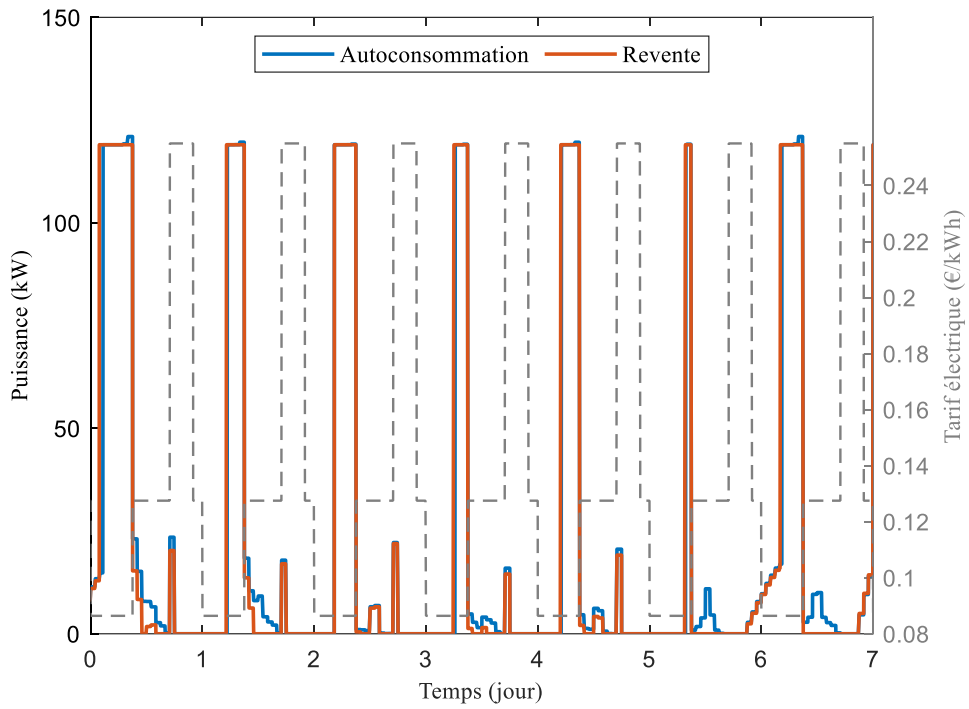


Figure 5.12 : Profils de puissance totale obtenus dans les cas d’autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de bureau

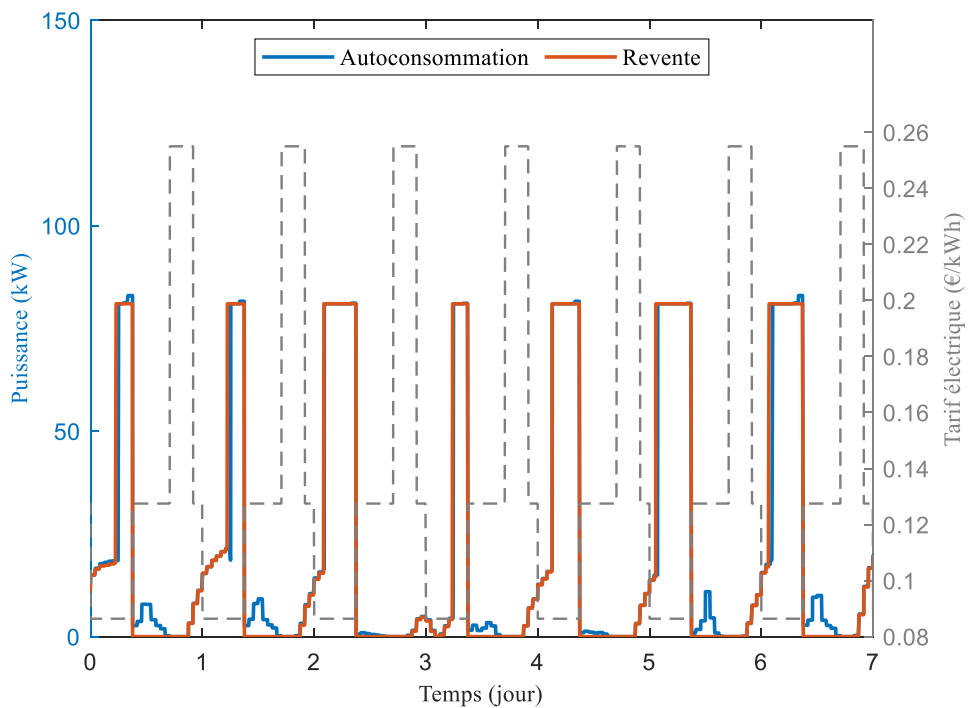


Figure 5.13 : Profils de puissance totale obtenus dans les cas d’autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de logement

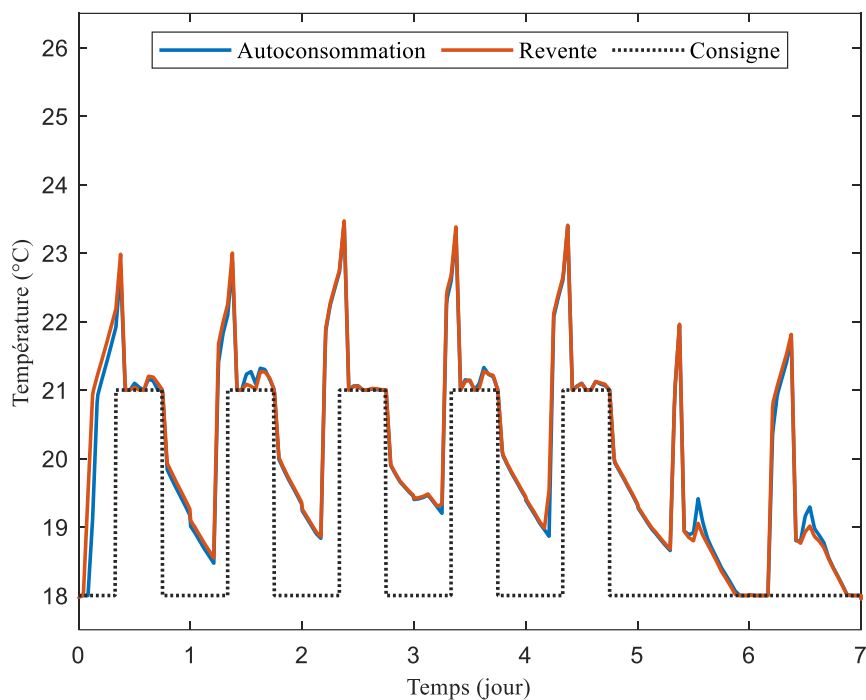


Figure 5.14 : Profils de températures intérieures dans les cas d’autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de bureau

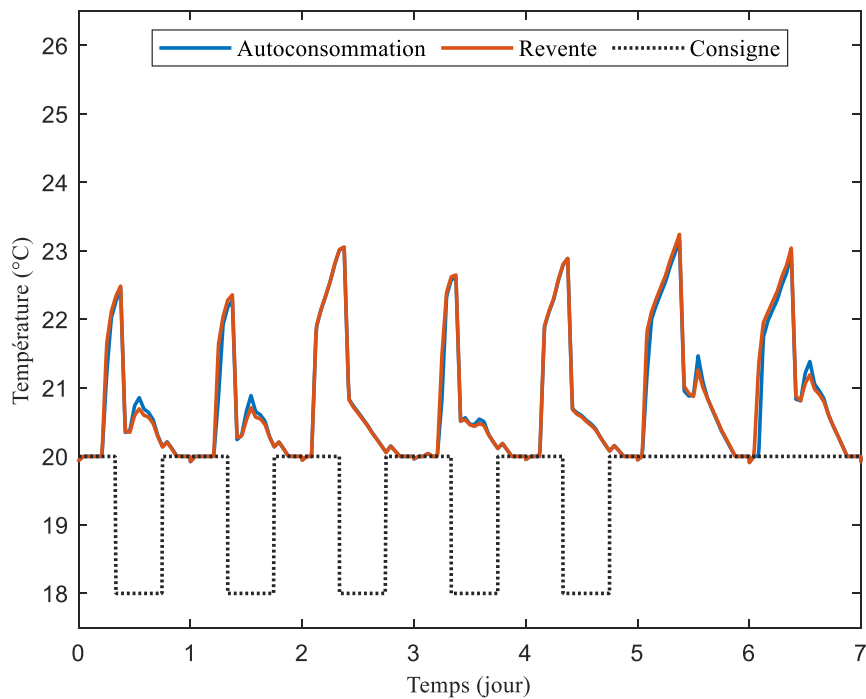


Figure 5.15 : Profils de températures intérieures dans les cas d’autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de logement

Les résultats sur la saison de chauffe sont reportés dans le Tableau 5.6 où la facture électrique de chauffage est calculée pour les stratégies optimales incluant le partage des ressources réseau et PV local. Les variations de coût sont calculées par rapport à une régulation classique de satisfaction des besoins de chauffage pour maintenir les consignes affectées à chaque zone en fonction de son niveau d'occupation (cf. Tableau 4.7).

Pour la zone de bureau comme pour la zone de logement il est plus rentable de revendre la production locale disponible afin de réduire la facture électrique. La minimisation du coût offre de meilleurs gains dans les logements, par rapport aux bureaux, car les besoins de chauffage y sont plus faibles. Le stockage de chaleur pour l'effacement des périodes de pointe dans ce cas est d'autant plus efficace. Les consignes de température jouent également un rôle dans la dynamique des zones. En effet, la consigne de température en occupation est plus faible dans les logements. L'occupation coïncide avec les heures de stockage ce qui permet de satisfaire le réduit en milieu de journée. À l'opposé, les bureaux ont une consigne faible pendant les périodes de stockage et une consigne haute en heure d'activité qui impose des consommations supplémentaires en heure pleine pour la satisfaire. Malgré l'anticipation du stockage certaines heures pleines ne sont pas effacées. Par ailleurs, la première heure de pointe coïncide avec la consigne haute de 21 °C ce qui explique les puissances observées pour la satisfaire.

L'apport du PV en autoconsommation est plus favorable dans les logements bien que la part de la puissance locale produite y est plus faible que dans les bureaux. Cela est lié aux besoins de chauffage qui y sont plus faibles par rapport aux bureaux.

Les deux solutions d'intégration de la production PV influencent la minimisation de la facture globale du bâtiment bizonne : une stratégie optimale avec autoconsommation réduit de 13 % la facture globale du chauffage tandis que la revente permet de la réduire à hauteur de 22 %.

Afin de valider en première approche la répartition des ressources au prorata des besoins de chauffage de chaque zone, la stratégie d'autoconsommation peut être comparée à la stratégie idéale sans contrainte couplante sur la commande. Un écart de gain sur la facture de 1 % est constaté entre la stratégie avec partage de ressource et la stratégie sans contrainte de partage. Ainsi l'écart à l'optimum non contraint est acceptable ce qui permet de se rapprocher de l'optimum contraint théorique qui reste à déterminer.

Tableau 5.6 : Résultats des stratégies optimales avec partage des ressources pour le cas bizonne sur la saison de chauffe

	CPBP avec autoconsommation		CPBP avec revente	CPBP autoconsommation (sans contrainte)
	Zone de bureau	Zone de logement		
Coût en euros	4651 €	2924 €	6755,45 €	7460 €
Variation du coût	-8 %	-19 %	-	-
Variation du coût global	-13 %		-22 %	-14 %

Les émissions de CO₂ équivalent obtenues à la suite de l'application de la stratégie optimale en coût ne sont pas réduites : au contraire la stratégie d'autoconsommation les augmente de 22 % et celle de la revente de 16 % par rapport à la régulation classique avec revente.

3.4. *Optimisation environnementale*

La commande prédictive bizona avec partage de ressources est appliquée à l'objectif de minimisation des émissions de GES liées à la gestion du chauffage. Les émissions de CO₂ résultantes du mix marginal (cf. §2.5.1) sont utilisées dans la fonction objectif du problème. Les solutions d'autoconsommation et de revente de la production locale sont évaluées afin de déterminer la stratégie optimale réduisant les émissions de CO₂ résultantes de la consommation du chauffage.

La Figure 5.16 et la Figure 5.17 exposent les résultats de la commande prédictive bizona en optimisation environnementale pendant une semaine de novembre. Cette période met en contraste l'évolution des émissions de CO₂ par rapport à la première semaine de chauffe (utilisée pour le cas monozone). En effet, les émissions du mix électrique pour cette semaine ne concordent pas avec le tarif électrique comme c'était le cas pour la première semaine de chauffe. La tarification modélise trois plages quotidiennes décrivant différents coûts de l'électricité. Une période de pointe par jour est décrite où il est prioritaire d'effacer les consommations. Dans le cas du mix marginal, deux pics à fort impact environnemental sont constatés par jour. De plus les périodes creuses ayant un faible impact environnemental varient d'un jour à l'autre. Cela se répercute sur les périodes de stockage pouvant être multiples sur une journée. En fin de la semaine considérée (le weekend), le mix semble être le moins carboné.

Dans la zone de bureau, les profils de chauffage sont similaires pour l'autoconsommation et la revente en terme de stockage. De légères différences sont constatées pendant les périodes de satisfaction des besoins. La stratégie pendant les cinq jours ouvrés consiste à faire du stockage pendant les plages d'émissions les plus faibles, les besoins sont ensuite satisfaits pendant les plages à fort impact environnemental qui se traduit parfois par un effacement des consommations du chauffage. Deux pointes peuvent être observées au milieu de la journée, pendant ces plages les besoins de chauffage sont satisfaits et une partie est effacée. Aucun stockage n'est constaté le cinquième jour où les besoins nécessaires à maintenir la consigne sont appliqués. Le phénomène le plus notable se produit le dernier jour de la semaine (dimanche) où un stockage de chaleur conséquent perdure la majorité de la journée (de 00 h à 17 h). En effet, cette période affiche les émissions par kWh consommé les plus faibles de la semaine. La production PV est visible à la fin du stockage en après-midi. Les besoins sont ensuite effacés pendant la pointe journalière aux alentours de 19 h suivant un bref stockage.

Pour la zone de logement, aucun stockage n'est constaté pendant le premier jour et la majorité des consommations sont effacées mis à part l'apport de la production locale imposée par l'autoconsommation. Le stockage est ensuite appliqué le reste de la semaine en début ou en fin de journée pendant les plages à faible impact environnemental. Il est intéressant de noter que certains jours comptent deux périodes de stockage, c'est le cas du quatrième jour et sixième où les deux

plages bas carbone surviennent en début et en fin journée. En dehors de ces périodes les besoins de chauffage sont satisfaits. L'apport PV est plus visible, comme la production intervient pendant des périodes où le réduit de température est appliqué les besoins sont effacés et la distinction entre la solution d'autoconsommation et celle de revente est plus apparente. Le stockage de chaleur pendant la période bas carbone du septième jour est retrouvé, l'apport du PV en autoconsommation est le plus important à ce jour et fait augmenter la puissance de chauffage sans enfreindre la contrainte de puissance maximale (150 kW).

Les températures intérieures résultantes des stratégies d'autoconsommation et de revente de l'énergie locale sont représentées dans la Figure 5.18 pour la zone de bureau et la Figure 5.19 pour la zone de logement. La dynamique d'évolution compte une augmentation de la température pendant le stockage de chaleur et le maintien (souvent strict) de la consigne minimale pendant les heures de satisfaction des besoins de chauffage. Le stockage de chaleur est opéré plus tôt que dans le cas de l'optimisation économique, cela est dû au premier pic d'émission ayant lieu aux alentours de 9 h du matin. Dans la zone de bureau, le stockage a lieu pendant la plage d'inoccupation où le réduit est appliqué. Ainsi l'anticipation du stockage et sa durée limitée implique un bref pic de température puis une diminution. Le changement de consigne en début de journée nécessite un apport important de chauffage afin de maintenir la consigne de 21 °C pendant les heures de travail. Dans la zone de logement le stockage a lieu pendant les plages d'occupation, le stockage augmente alors la température la transition vers le réduit de température en milieu de journée, ce qui ne nécessite pas de consommations supplémentaires (effacement des consommations). La consigne est tout de même maintenue pendant les périodes précédant le stockage à travers l'application des besoins. Deux pics de températures sont reportés pour les jours où plus d'un stockage est opéré. Les différences constatées dans les profils de puissance entre la stratégie d'autoconsommation et de revente sont visibles dans les températures intérieures en particulier les deux premiers jours de la semaine considérée.

L'effet de l'important stockage pendant le weekend est plus que notable dans les deux zones. Les températures dans les bureaux ainsi que dans les logements s'approchent de la limite maximale de confort thermique (26 °C). Un premier pic de température pendant le weekend est atteint à la fin de l'important stockage du sixième jour. D'autres pics sont constatés (un pour les bureaux et deux pour les logements), conséquences des stockages supplémentaires opérés pendant les pas de temps à faible impact environnemental. Les contraintes minimales ne sont pas atteintes pendant le weekend du fait de l'importante quantité de stockage produite en anticipation de la minimisation des émissions futures. Dans la zone de logement, les températures sont généralement plus faibles par rapport à la zone de bureau. Cela est relié à la contrainte maximale de puissance provenant du réseau qui est plus forte que dans la zone voisine.

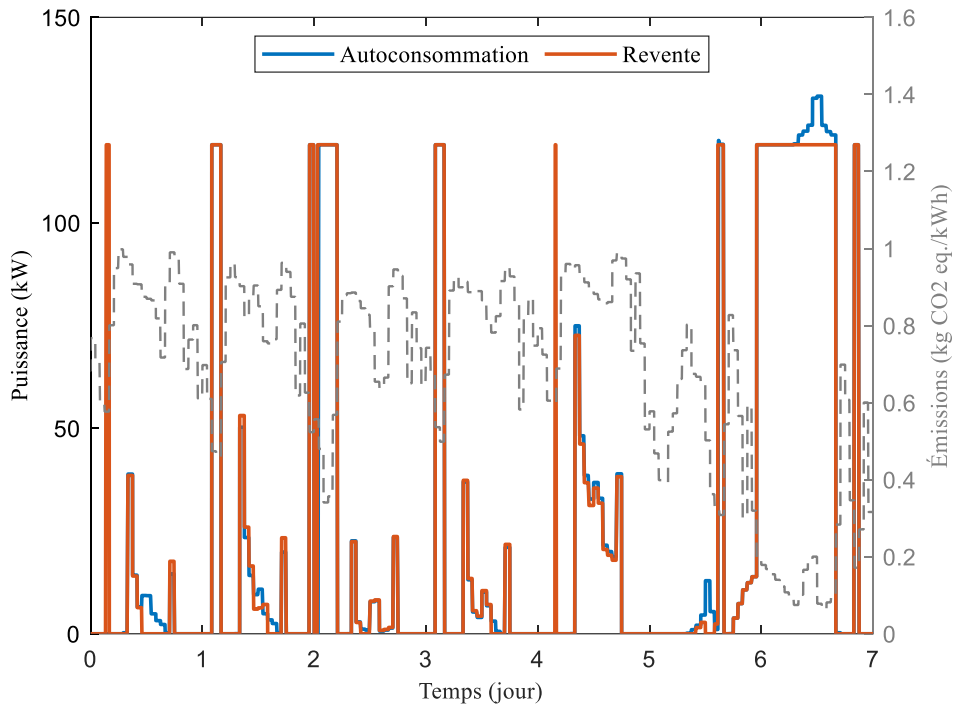


Figure 5.16 : Profils de puissance totale obtenus en optimisation environnementale dans les cas d'autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de bureau

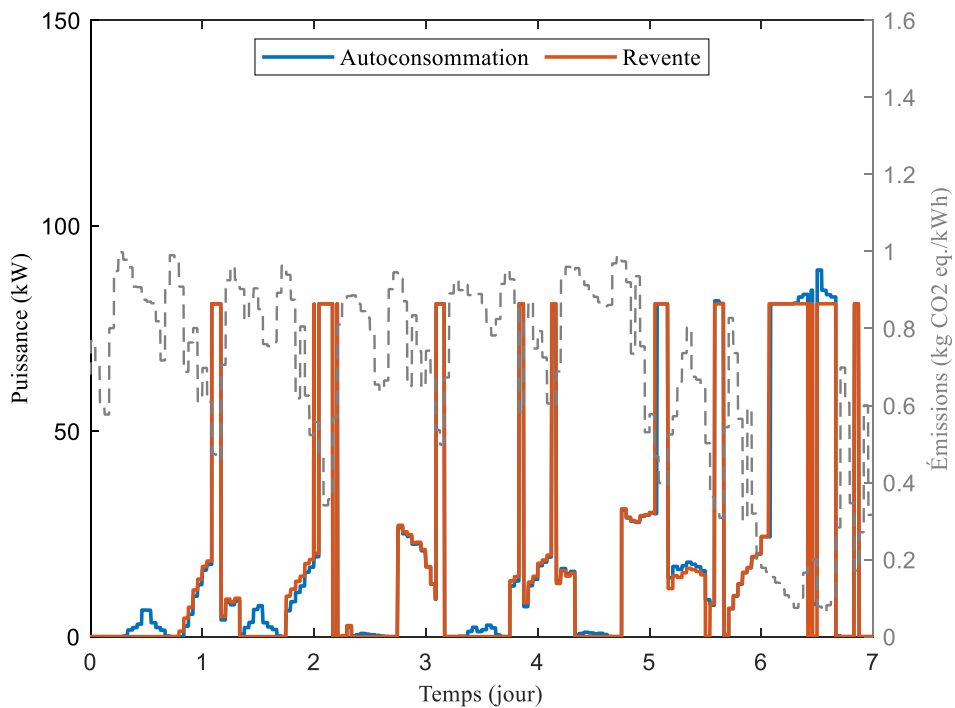


Figure 5.17 : Profils de puissance totale obtenus en optimisation environnementale dans les cas d'autoconsommation et revente de la production PV pour la zone logement

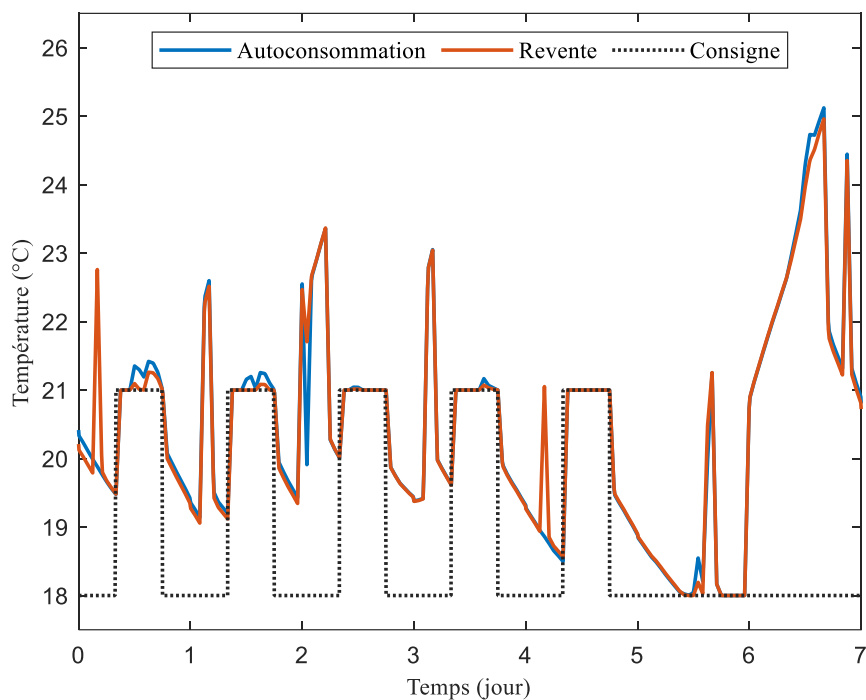


Figure 5.18 : Profils de températures intérieures obtenus optimisation environnementale dans les cas d'autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de bureau

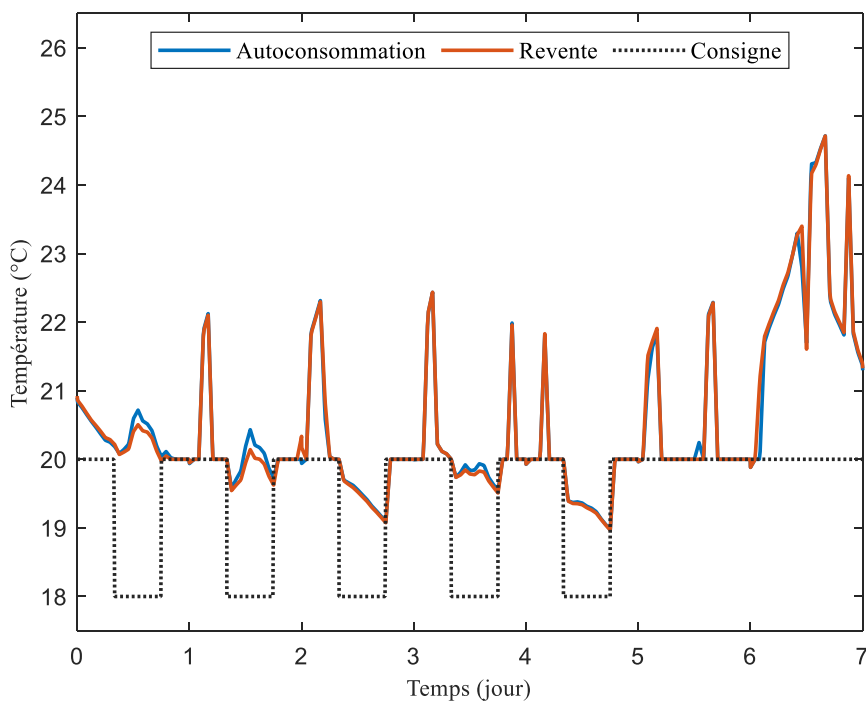


Figure 5.19 : Profils de températures intérieures obtenus optimisation environnementale dans les cas d'autoconsommation et revente de la production PV pour la zone de logement

Les résultats de l’optimisation environnementale appliquée au cas bizona sur la saison de chauffe sont récapitulés dans le Tableau 5.7. Du fait du volume de production locale plus élevé que pour le cas monozone, les différences entre les solutions d’autoconsommation et de revente sont beaucoup plus accentuées. Pour les deux zones, les impacts évités par la revente totale de la production PV sont plus avantageux que la solution d’autoconsommation pour le chauffage. Compte tenu de la répartition de la production locale (59 % dans les bureaux et 41 % dans les logements), le gain en autoconsommation dans la zone de bureau est plus élevé que dans les logements. L’écart pour le cas de revente est moins prononcé, la stratégie optimale est indépendante de la production locale qui est directement injectée au réseau pour un profit financier.

Le bilan global indique une minimisation de l’impact environnemental lié à la gestion optimale du chauffage incluant une production locale à hauteur de 44 % en autoconsommation et 57 % en revente. Ces taux sont relatifs à une régulation classique pour le maintien des consignes de températures. Le taux de réduction des émissions en revente n’est pas lié à la consommation effective de chauffage à la suite de l’application de la stratégie optimale mais il représente l’impact évité au réseau à travers l’injection de la production locale. Cette comparaison est basée sur l’hypothèse que les émissions sont équivalentes pour l’achat comme pour la revente de l’électricité.

L’optimisation environnementale semble une fois de plus avoir un effet inverse sur la facture électrique, où les impacts évités engendrent des surcoûts par rapport à la régulation classique. Cela est dû aux périodes de stockage plus récurrentes par rapport à l’optimisation économique. Par ailleurs, les tarifs électriques ne semblent pas concorder avec les émissions CO₂ du mix marginal utilisé qui lui enregistre deux périodes de pointe à fort impact et parfois deux périodes creuses à faible impact. Pour la semaine de novembre il a également été constaté que certaines périodes à fort impact coïncident avec des tarifications d’heures creuses ce qui explique les surcoûts observés de 28 % en autoconsommation et de 22 % en revente.

Tableau 5.7 : Résultats des stratégies optimales avec partage des ressources appliquées à l’optimisation environnementale pour le cas bizona sur la saison de chauffe

	CPBP avec autoconsommation		CPBP avec revente	
	Zone de bureau	Zone de logement		
Emissions en CO₂	10752 kg	6166 kg	13004 kg	
Variation des émissions	-46 %	-39 %	-	-
Variation des émissions globales	-44 %		-57 %	
Variation du coût	+45 %	+4 %	-	-
Variation du coût global	+28 %		+22 %	

3.5. Discussion

La différence entre la solution d’autoconsommation et de revente est plus claire lorsque la production renouvelable locale est plus importante. Pour le cas monozone, la production PV est faible et résulte en un écart entre les deux solutions de seulement 3 % ne permettant pas trancher sur la meilleure intégration de la production locale dans une stratégie de gestion du chauffage.

Dans le contexte multizone (bizonne dans ce cas), une contrainte de couplage de la commande de chauffage entre en jeu et nécessite d'être considérée. De plus, une interaction entre les deux ressources à partager a lieu : la relaxation de la contrainte du réseau par la puissance disponible locale.

Une première approche de la commande prédictive bizonne dans un contexte de partage de ressources a été appliquée. Celle de l'allocation, a posteriori de l'application de la CPBP, de valeurs maximales de puissance prélevée du réseau. En fonction de la contrainte couplante, la ressource réseau est répartie au prorata des besoins de chauffage dans chaque zone. La répartition de la production locale quant à elle est similaire. Elle est tout de même limitée par la puissance maximale du système de chauffage qui représente la somme des puissances soutirées du réseau et des puissances fournies par le photovoltaïque. Le couplage de ces deux ressources a permis de calculer des stratégies de gestion du chauffage et de comparer quelle intégration de la production locale est la plus avantageuse d'un point de vue économique : l'autoconsommation totale ou la revente totale de la production PV disponible. Pour le cas d'étude bizonne, comme précédemment la revente de la production renouvelable locale est plus avantageuse que l'autoconsommation. Ce résultat est attendu du fait que les tarifs d'achat et de revente de l'électricité sont supposés équivalents. Une perspective de ces travaux préliminaires est d'optimiser la répartition de la production photovoltaïque.

Une gestion dynamique du partage peut être envisagée afin de déterminer la meilleure répartition de la puissance souscrite en fonction du temps. Les sollicitations changent chaque jour. L'intégration de la production locale peut ensuite être rajoutée à la ressource réseau de manière à évaluer les taux d'autoconsommation optimaux permettant de réduire au maximum la facture globale du bâtiment.

Les émissions de CO₂ équivalent correspondant à l'application de la stratégie de gestion déterminée pour la minimisation de la facture électrique sont augmentées. L'optimisation économique n'a pas permis de réduire les émissions de GES. Cela n'est pas observé si une consigne constante de 19 °C est appliquée tout le temps : l'optimisation économique pour ce cas de figure permet de réduire les émissions de GES liés à la consommation optimisée du chauffage. Des impacts sont évités grâce à l'injection au réseau de la production locale. D'une part, les consignes utilisées dans ce chapitre sont réduites en période d'inoccupation et imposent des apports de chauffage importants pour la transition vers les périodes d'occupation où la consigne est plus élevée. Cela affecte l'efficacité du stockage en période creuse qui ne suffit pas toujours pour effacer toutes les plages d'heures pleines et de pointe induisant des consommations pendant les plages où l'impact environnemental de l'électricité atteint son deuxième pic (aux alentours de 17 h). D'autre part, la fin de la période creuse coïncide avec une consigne haute ainsi que le premier pic d'émission, le stockage pendant cette plage induit alors l'augmentation de l'impact environnemental de la stratégie.

L'optimisation environnementale a également été considérée dans ce même contexte de commande prédictive bizonne incluant une production renouvelable locale. Ici aussi les différences entre l'autoconsommation et la revente sont notables. Les impacts évités par la revente de la production locale sont importants. Pour ce qui concerne la comparaison entre la tarification et les émissions de CO₂, le coût du chauffage augmente lorsque la gestion est optimisée en fonction de l'impact environnemental de la consommation. Grâce à la revente du PV le surcoût sur la facture électrique peut être amorti mais reste non négligeable.

La fonction objectif étant dynamique, les périodes à faible émission et celles de pic d'émission varient. Afin de comparer l'optimisation économique à l'optimisation environnementale, la structure de coût utilisée dans la première est comparée à l'évolution des émissions utilisées dans la deuxième pour le semaine considérée la Figure 5.20. De manière générale, deux pics sont constatés : le premier en période creuse à faible coût et le deuxième en concordance avec la période de pointe au tarif élevé. Le premier pic d'émission pose un premier conflit entre les deux optimisations (l'économique stocke à pleine puissance ce qui augmente fortement les émissions). Le second conflit correspond à la période où une période à faible émission apparaît pendant l'heure de pointe de la tarification électrique. Deux périodes à faible émissions pendant le sixième jour induisent un double stockage en optimisation environnementale (phénomène observé dans la Figure 5.17 où le second stockage a lieu pendant une plage de coût au tarif élevé).

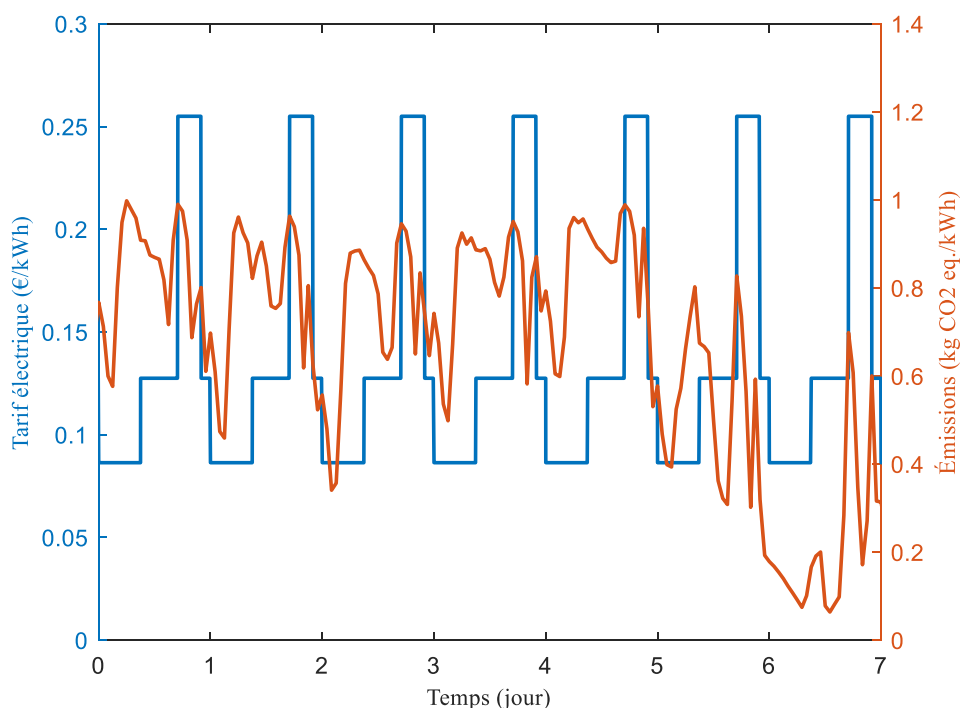


Figure 5.20 : Comparaison des émissions CO_2 aux tarifs électriques pour une semaine de fin novembre

Par ailleurs, pendant l'optimisation environnementale, les stockages peuvent durer la majorité d'une journée (cas du weekend), les températures augmentent alors tout au long de la journée. Bien que la contrainte maximale continue à être respectée, l'environnement peut devenir inconfortable pour les occupants. Cela ne pose pas de problème dans les bureaux car ils sont inoccupés le weekend mais dans la zone de logement, la constance du chauffage toute la journée induit une surchauffe qui peut s'avérer désagréable pour les occupants. Dans ce cas de figure, la vitesse de variation de la température pourrait être considérée comme une contrainte supplémentaire. En conclusion, cette analyse permet de confirmer ce qui a été dit en monozone : les indicateurs économiques et environnementaux ne sont pas forcément concordants et peuvent être en conflit tant que les

opérateurs n'appliquent pas la réalité des coûts (en effet les émissions maximales correspondent dans les faits aux productions les plus onéreuses).

4. Conclusions du chapitre

Étant donné le double profil de consommateur et de producteur d'énergie que possède le bâtiment il est possible de considérer les deux flux énergétiques dans une stratégie de gestion du chauffage. La nouvelle approche de contrôle optimal développée dans ces travaux a été adaptée en vue de prendre en compte une production photovoltaïque locale. La méthode a été appliquée à la gestion optimale du chauffage pour la minimisation du coût et des émissions de GES. La méthode de contrôle prédictif basée sur les principes de Bellman et Pontriaguine (CPBP) incluant une production locale a d'abord été appliquée à un cas d'étude monozone d'une maison individuelle avec une installation photovoltaïque en toiture. L'application a ensuite concerné le cas bizona d'un bâtiment à usage mixte tertiaire et résidentiel.

Les solutions de gestion de la production locale ont été appliquées au cas de la maison individuelle modélisée en monozone. Pour une installation d'environ 4,5 kWc, la revente totale a résulté en un gain sur la facture électrique s'élevant à 29 %. L'autoconsommation affiche un résultat de 3 % inférieur en optimisation économique. Pour ce qui s'agit de la minimisation de l'impact environnemental du chauffage, des résultats similaires sont notés (écart de 3 % entre l'autoconsommation et la revente). La réduction des émissions a été estimée à 40 % dans le cas de la revente de la ressource PV locale. En effet, la production impose la consommation à des périodes où le besoin est effacé, et bien que cet apport soit anticipé par la commande prédictive, la surconsommation de chauffage en heures pleines entraîne un gain inférieur par rapport à la revente sur la facture mais aussi les émissions. Le faible écart entre l'autoconsommation et la revente est dû au volume de production qui n'impacte pas de façon considérable les résultats de la commande prédictive. Parallèlement à cela, une contradiction est constatée entre l'optimisation économique qui engendre une réduction des émissions à hauteur de 10 % et l'optimisation environnementale qui elle impose un surcoût sur la facture est de 5 %. Ce phénomène est indépendant de la production locale et indique un conflit entre la tarification électrique considéré dans cette étude et le mix marginal utilisés dans les fonctions objectifs. Une tarification plus proche du coût réel de production réduirait sans doute l'écart entre l'optimisation économique et environnementale.

Les solutions de gestion de la production locale ont ensuite été déployées au cas du bâtiment à usage mixte modélisé en bizona avec une installation photovoltaïque plus importante de 59,6 kWc. La revente totale offre dans ce cas un gain beaucoup plus intéressant que l'autoconsommation, affichant une différence de coût de 13 % entre les deux solutions. La revente permet dans ce cas de réduire la facture électrique de 22 %. L'économie sur le coût de la zone de logement est supérieure à celle de la zone de bureau du fait des besoins de chauffage inférieurs à ceux de la zone de bureau. La répartition du PV, dans le cas de l'autoconsommation, a été décidée en complément de la répartition de la ressource réseau qui elle a été choisie au prorata des besoins de chauffage qui sont plus importants dans la zone de bureau. Cette répartition intuitive devrait donner lieu à une optimisation, ce qui constitue une perspective de ce travail. La stratégie de revente continue à être la

meilleure stratégie en terme de minimisation du coût et des impacts environnementaux indépendamment de la répartition appliquée en autoconsommation.

L'application de la stratégie à la minimisation de l'impact environnemental du chauffage a produit un écart de 13 % entre l'autoconsommation et la revente. La réduction des émissions en revente produit un meilleur gain, estimé à 57 % par rapport à une régulation classique. En effet, au vu du volume important du PV il est d'autant plus intéressant de revendre que de consommer la ressource locale qui est produite en période où son impact sur la commande prédictive n'est pas conséquent. Ces résultats reflètent une stratégie de gestion du chauffage incluant une production locale supposant une équivalence entre le tarif et impact environnemental à l'achat et à la revente de l'électricité. Dans ce cas, il est clair que la revente est le meilleur choix qui permet non seulement de réduire la facture mais aussi l'impact de la consommation du chauffage. Cette conclusion est attendue dans le contexte de la gestion du chauffage : où le stockage de chaleur a principalement lieu en dehors des heures de production photovoltaïque. Celle-ci ne peut être consommée que pendant les périodes de satisfaction des besoins qui sont en grande partie effacés. La méthode de commande prédictive développée est adaptable à différents cas d'étude. Sa flexibilité fait d'elle un outil pouvant produire des solutions en fonction de la formulation du problème. Elle peut alors être appliquée avec des tarifs distincts d'achat et de revente de l'électricité pour lequel la question de la gestion de l'énergie locale et son intégration devient moins évidente, la CPBP est alors utile pour y répondre.

Le conflit entre la tarification électrique et les émissions est retrouvé pour le cas bizonne également où l'optimisation économique fait croître les émissions de GES de 18 % et l'optimisation environnementale augmente le coût de 22 % par rapport à une régulation classique avec revente. Face à ce constat, la fonction objectif peut évoluer vers une structure de tarification différente incluant par exemple différentes périodes de pointe par jour et qui évolue au courant de l'année en cohérence avec le mix électrique. Il est nécessaire de rappeler que celle utilisée jusqu'ici est une tarification fictive qui modélise trois plages de coût par jour dont une plage de pointe entre 17 h et 22 h. En perspective, la nouvelle tarification basée sur le mix électrique peut intégrer les différents coûts de production. Il est connu que les productions ayant des coûts élevés sont aussi celles ayant un impact environnemental élevé (charbon, gaz, importations). Une autre perspective est envisageable : celle de l'adaptation de la méthode de contrôle optimal de manière à intégrer les deux indicateurs économique et environnemental dans une optimisation multicritère qui réduit à la fois le coût et les émissions de GES. L'intégration de la production renouvelable locale est traitée dans ces travaux en interaction avec un chauffage électrique comme première approche dans la gestion optimale incluant une production renouvelable dans le bâtiment. Il est peut-être judicieux de la coupler à une pompe à chaleur (PAC), dont le coefficient de performance variable complexifie l'optimisation.

Le stockage peut également être considéré afin d'évaluer l'autoconsommation d'une production renouvelable locale. Seulement, cette solution n'est pas toujours adaptée d'une part du point de vue de rentabilité des coûts d'investissement pouvant être assez importants pour une installation modeste. D'autre part, du point de vue environnemental pour lequel il sera nécessaire de considérer les impacts sur le cycle de vie des batteries afin d'évaluer la compatibilité avec le problème à résoudre.

Par ailleurs, il a été remarqué que pour la gestion du chauffage dans un contexte d'effacement des consommations de pointe, l'autoconsommation de la production PV n'est pas optimale pour la minimisation des coûts et émissions. Il est alors envisageable d'étudier sa maximisation dans un contexte de gestion d'autres besoins et usages électriques dans le bâtiment tel que les ECS, lavage, éclairage...

Enfin, l'aspect stochastique de la production photovoltaïque n'a pas été discuté. Les prévisions de production PV sont supposées parfaites dans la démarche entamée. Seulement, il est connu que la production photovoltaïque est intrinsèquement intermittente. Les prévisions sont dépendantes de celles des données météorologiques qui comportent des incertitudes. La commande prédictive stochastique peut être envisagée. Elle n'est pas traitée dans ces travaux mais constitue une autre perspective.

Ce type d'approche simplifié se base sur l'hypothèse d'une part que le dimensionnement du système de chauffage est pertinent pour la prise en compte de la contrainte de commande couplante et d'autre part que la quantité d'énergie photovoltaïque produite ne se met pas en conflit avec les contraintes du problème d'optimisation : contrainte de température de confort et de puissance maximale du chauffage. La contrainte de commande maximale peut facilement être traitée dans un contexte d'autoconsommation en distribuant la ressource PV de manière à se limiter par la puissance maximale du système de chauffage. Seulement la contrainte de confort, dans un contexte d'autoconsommation, peut être enfreint par exemple si la température intérieure est à sa limite maximale pendant les moments de production PV, l'autoconsommation dans ce cas augmente la température au-delà de la contrainte maximale. Il est alors clair qu'une revente du surplus doit être considérée si la contrainte n'est pas respectée.

Chapitre 6. Application de la commande prédictive à l'échelle d'un îlot

Sommaire

1.	Introduction.....	209
2.	Description de l'îlot de bâtiments.....	209
2.1.	HLM non rénové.....	210
2.2.	HLM rénové.....	212
2.3.	Résidence Les Roches Blanches.....	213
2.4.	Bâtiment tertiaire A.....	215
2.5.	Bâtiment tertiaire B.....	217
3.	La commande prédictive à l'échelle de l'îlot.....	218
3.1.	Hypothèses d'optimisation communes.....	218
3.2.	Production photovoltaïque locale.....	219
3.3.	Formulation du problème de la commande optimale multizone.....	221
3.4.	Algorithme CPBP.....	223
4.	Application de la commande prédictive à l'échelle multi-bâtiment.....	224
4.1.	La commande prédictive sans production photovoltaïque.....	225
4.2.	La commande prédictive incluant une production locale à l'échelle de l'îlot.....	227
4.3.	Analyse et discussion.....	231
5.	Conclusions du chapitre.....	233

1. Introduction

La méthode de résolution du problème de commande optimale développée dans cette thèse, la CPBP multizone, a été appliquée, dans un schéma de commande prédictive distribuée, à l'échelle d'un îlot de cinq bâtiments incluant une production photovoltaïque locale. Ce chapitre n'apporte pas de développement méthodologique nouveau mais constitue un cas d'application pratique de la thèse.

Un îlot fictif est conçu sous la forme d'un ensemble de cinq bâtiments allant d'ancien à passif en passant par basse consommation. L'îlot comprend un panel de bâtiment existants, certains sont rénovés d'autres sont modifiés afin d'offrir des performances thermiques variées permettant de montrer la polyvalence de la méthode de contrôle prédictif développée. La description détaillée de l'îlot est présentée au §2.

La CPBP multizone est adaptée à l'échelle de l'îlot, le problème de la commande optimale ne change pas en termes de formulation mais intègre des paramètres d'optimisation communs (production photovoltaïque partagée et données de sollicitations) ainsi que des paramètres propres à chaque bâtiment et zone thermique (variables de couplage thermique). Le problème de la commande prédictive à l'échelle de l'îlot est alors détaillé au §3.

La CPBP multizone est ensuite appliquée à l'îlot au §4, d'abord en l'absence de production renouvelable au §4.1 afin de produire une première esquisse des gains potentiels à l'échelle globale de l'îlot en terme de minimisation du coût du chauffage dans un contexte de stockage de chaleur passif et d'effacement des consommations de pointe. La CPBP inclut ensuite la production renouvelable locale traitée au §4.2. Différentes configurations d'intégration de la production locale partagée au sein de l'îlot sont employées. La stratégie de gestion optimale globale du chauffage est évaluée dans des cas d'autoconsommation et de revente de la production renouvelable locale.

2. Description de l'îlot de bâtiments

L'îlot comprend trois bâtiments résidentiels et deux bâtiments tertiaires. Trois archétypes de bâtiments sont utilisés pour constituer un échantillon rassemblant des bâtiments de différents niveaux de performance énergétique. La localisation choisie est en zone H1a (Trappes). Dans le Tableau 6.1 sont récapitulés les besoins de chauffage annuels rapportés à la surface habitable en fonction de la consigne appliquée (constante dans le résidentiel, double consigne avec réduit de température dans le tertiaire) pour une période de chauffe allant du 15 octobre au 15 avril.

Tableau 6.1 : Performances thermiques des bâtiments de l'îlot

Bâtiment	Besoins de chauffage	Consigne
HLM non rénové	83 kWh/m ²	19 °C
HLM rénové	39 kWh/m ²	19 °C
Résidence Les Roches Blanches	49 kWh/m ²	19 °C
Bâtiment HLM tertiaire	21 kWh/m ²	16°C - 19°C
Bâtiment Descartes	12 kWh/m ²	16°C - 19°C

2.1. HLM non rénové

Le premier bâtiment résidentiel considéré est un immeuble de 52 logements sociaux, situé en Ile-de-France (Montreuil). Le bâtiment ancien construit en 1969 comporte quatre étages et deux niveaux de rez-de-chaussée inoccupés conséquence du terrain incliné (cf. Figure 6.1).



Figure 6.1 : Immeuble HLM à Montreuil

2.1.1. Composition de l'enveloppe

La structure de l'immeuble est en béton sans isolation. La surface habitable est de 4588 m². La composition de l'enveloppe est détaillée dans le Tableau 6.2 :

Tableau 6.2 : Composition de l'enveloppe du bâtiment HLM non rénové

	Murs extérieurs	Plancher Bas	Toiture	Refend
Composition	1,5 cm d'enduit extérieure 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre	1,5 cm d'enduit plâtre 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre	5 cm de polyuréthane 2 cm de béton lourd 1,3 cm de Placoplatre BA13	1,5 cm d'enduit plâtre 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre
U [W/(m².K)]	6,6	5,5	0,55	5,5

Les fenêtres sont à simple vitrage. La surface vitrée s'élève à 36 % en façade Sud, 39 % au Nord et 32 % à l'Est et 11 % à l'Ouest. Les caractéristiques de la menuiseries sont détaillées dans le Tableau 6.3 :

Tableau 6.3 : Description des menuiseries du bâtiment HLM non rénové

	Transmission thermique	Facteur solaire
	U _w [W/(m ² .K)]	S _w [-]
Fenêtres	3,73	0,642

2.1.2. Zonage

Un découpage par étage est choisi pour décrire la dynamique du bâtiment divisé en quatre zones thermiques :

- Zone 1 : les deux niveaux de rez-de-chaussée non chauffés.
- Zone 2 : le premier étage occupé (R+1).
- Zone 3 : les deux étages intermédiaires (R+2 et R+3).
- Zone 4 : le dernier étage (R+4).

Les échanges thermiques opèrent entre la zone non chauffée et la zone R+1. Cette dernière échange également avec la zone intermédiaire qui elle échange avec le dernier étage.

2.1.3. Emplacement du bâtiment dans la configuration de l'îlot

La Figure 6.2 illustre la position et l'environnement urbain du bâtiment HLM non rénové dans l'îlot créé. Les éléments grisés représentent les masques des bâtiments voisins. Ces derniers impactent les apports solaires et donc le comportement thermique du bâtiment.

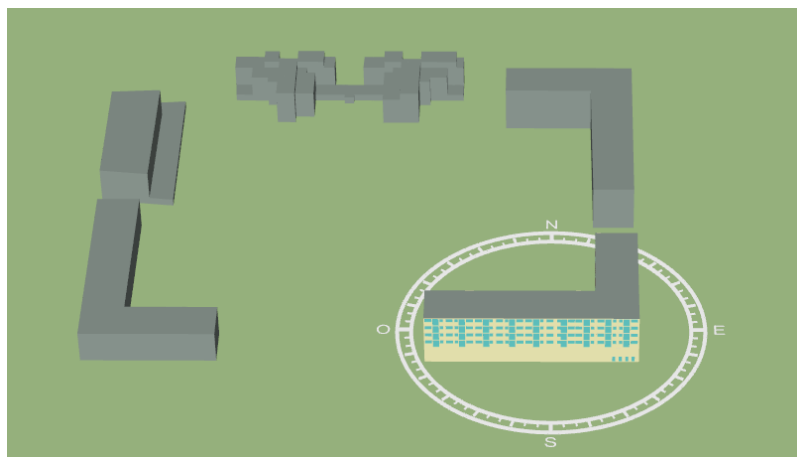


Figure 6.2 : Environnement urbain du bâtiment HLM non rénové

2.1.4. Dimensionnement du chauffage

Les contraintes de commande tiennent compte des limites du système de chauffage. Le dimensionnement du chauffage est estimé en régime permanent supposant une température extérieure constante de $-7\text{ }^{\circ}\text{C}$ (pour la zone H1a) en l'absence d'apports solaires et d'occupation. La valeur maximale des besoins pour maintenir une consigne de $19\text{ }^{\circ}\text{C}$ est surdimensionnée à hauteur de 30 %. La puissance maximale est ainsi déterminée pour chaque zone :

$$0 \leq u_{zone}^2(t) \leq 140\text{ kW } \forall t \quad (6.1)$$

$$0 \leq u_{zone}^3(t) \leq 160\text{ kW } \forall t \quad (6.2)$$

$$0 \leq u_{zone}^4(t) \leq 110\text{ kW } \forall t \quad (6.3)$$

2.2. HLM rénové

L'immeuble HLM décrit précédemment change d'orientation afin d'être intégré à l'îlot. De plus, une rénovation est opérée en remplaçant le vitrage et en ajoutant de l'isolation par l'extérieur. Les modifications apportées ne représentent pas une réhabilitation du bâtiment existant au vue du changement de l'orientation, la structure du bâtiment est toutefois maintenue avec une amélioration des performances thermiques.

2.2.1. Composition de l'enveloppe

Une isolation par l'extérieur de 10 cm est appliquée à la structure de l'immeuble en béton : dans les murs extérieurs et la toiture. La surface habitable est de 4588 m². La composition des parois rénovées est détaillée dans le Tableau 6.4 :

Tableau 6.4 : Composition de l'enveloppe du HLM rénové

	Murs extérieurs	Toiture
Composition	1,5 cm d'enduit extérieure 10 cm de laine de verre 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre	1,5 cm d'enduit extérieure 10 cm d'isolant générique 20 cm de béton lourd 1,3 cm de Placoplatre BA13
U [W/(m ² .K)]	0,39	0,39

Les fenêtres ont été remplacées en faveur d'une menuiserie double vitrage plus performante. Les caractéristiques du nouveau vitrage sont détaillées dans le Tableau 4.2 :

Tableau 6.5 : Description des menuiseries du HLM rénové

	Transmission thermique	Facteur solaire
	U _w [W/(m ² .K)]	S _w [-]
Fenêtres	1,5	0,26

2.2.2. Zonage

Le même zonage est choisi pour le HLM rénové que dans §2.1.2 : quatre zones dont une non chauffée.

2.2.3. Emplacement du bâtiment dans la configuration de l'îlot

La Figure 6.3 illustre la position et l'environnement urbain du bâtiment HLM rénové dans l'îlot.

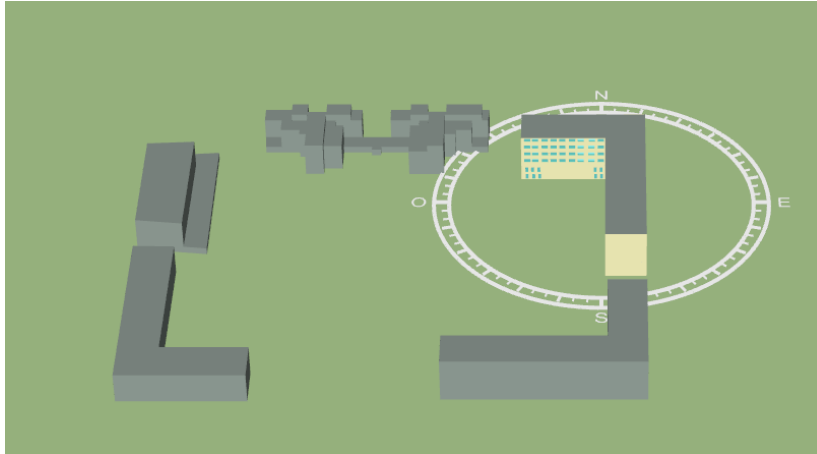


Figure 6.3 : Environnement urbain du bâtiment HLM rénové

2.2.4. Dimensionnement du chauffage

Le chauffage est dimensionné suivant la même démarche que pour le HLM non rénové. Les contraintes sont déterminées pour chaque zone :

$$0 \leq u_{zone}^2(t) \leq 92 \text{ kW} \forall t \quad (6.4)$$

$$0 \leq u_{zone}^3(t) \leq 88 \text{ kW} \forall t \quad (6.5)$$

$$0 \leq u_{zone}^4(t) \leq 70 \text{ kW} \forall t \quad (6.6)$$

2.3. *Résidence Les Roches Blanches*

La résidence Les Roches Blanches située en Savoie est un bâtiment à basse consommation énergétique (cf. Figure 6.4). Elle est composée de deux blocs d'appartements de quatre étages chacun. La partie nord de la résidence comprend un parking extérieur. La résidence étant construite sur une pente, une partie des appartements en rez-de-chaussée ont un contact au sol tandis que d'autres ont un contact avec le parking. Pour le cas d'étude de cette thèse, l'orientation et la localisation de l'immeuble sont modifiés de manière à être intégré dans l'îlot fictif créé.



Figure 6.4 : Résidence Les Roches Blanches à Chambéry

2.3.1. Composition de l'enveloppe

La structure de la résidence est en béton avec une isolation par l'extérieur. La surface habitable est de 2414 m². Il existe deux types de toiture. La composition de l'enveloppe est détaillée dans le Tableau 6.6 :

Tableau 6.6 : Composition de l'enveloppe de la résidence Les Roches Blanches

	Murs extérieurs	Plancher Bas	Plafond rampant	Toiture terrasse	Cloison
Composition	18 cm de laine de roche 16 cm de béton	20 cm de béton	40 cm de laine de roche 1,3 cm de Placoplatre 1 cm lame d'air 1,3 cm Placoplatre	36 cm d'isolant générique 1 cm de Plâtre	1,3 cm de Placoplatre 15 cm de béton lourds 1,3 cm Placoplatre
U [W/(m².K)]	0,21	9	0,09	0,16	5,88

L'enveloppe bénéficie de fenêtres peu émissives à double vitrage. La surface vitrée constitue 33 % de la façade Sud, 15 % au Nord et 11 % à l'Est et 16 % à l'Ouest. Les caractéristiques de la menuiseries sont détaillées dans le Tableau 4.2 :

Tableau 6.7 : Description des menuiseries de la résidence Les Roches Blanches

	Transmission thermique	Facteur solaire
	U _w [W/(m ² .K)]	S _w [-]
Fenêtres	1,695	0,549

2.3.2. Zonage

Comme les deux blocs de la résidence ne sont pas couplés thermiquement, cinq zones thermiques ont été choisi pour décrire la dynamique du bâtiment :

- Zone 1 : le parking extérieur non chauffé.
- Zone 2 : les deux premiers étages du bloc côté Ouest (RDC et R+1).
- Zone 3 : les deux premiers étages du bloc côté Est (RDC et R+1).
- Zone 2 : les deux derniers étages du bloc côté Ouest (R+2 et R+3).
- Zone 5 : les deux derniers étages du bloc côté Est (R+2 et R+3).

Les échanges thermiques opèrent entre la zone non chauffée et les deux zones en RDC. Cette dernière échange également avec la zone haute de son bloc d'appartements.

2.3.3. Emplacement du bâtiment dans la configuration dans l'îlot

Une vision globale de la résidence au sein de la configuration de l'îlot est représentée dans la Figure 6.5 :

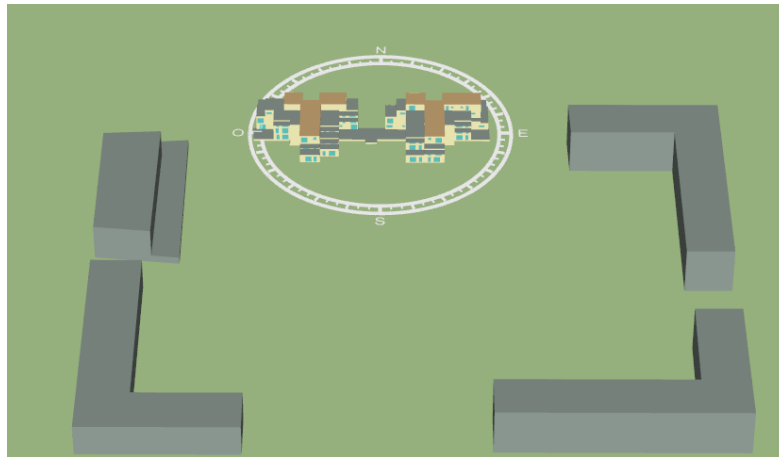


Figure 6.5 : Environnement urbain de la résidence Les Roches Blanches

2.3.4. Dimensionnement du chauffage

Les contraintes de commande (puissances limites du chauffage) pour les cinq zones sont :

$$0 \leq u_{zone}^2(t) \leq 40 \text{ kW} \quad \forall t \quad (6.7)$$

$$0 \leq u_{zone}^3(t) \leq 40 \text{ kW} \quad \forall t \quad (6.8)$$

$$0 \leq u_{zone}^4(t) \leq 25 \text{ kW} \quad \forall t \quad (6.9)$$

$$0 \leq u_{zone}^5(t) \leq 27 \text{ kW} \quad \forall t \quad (6.10)$$

2.4. Bâtiment tertiaire A

La géométrie du bâtiment HLM est dupliquée pour créer un nouveau bâtiment destiné à un usage tertiaire. Le nouveau bâtiment comprend quatre étages et un sous-sol. Les deux niveaux de rez-de-chaussée du HLM original ont été supprimés en faveur d'un espace souterrain. La surface vitrée est augmentée au vu de l'usage du bâtiment.

2.4.1. Composition de l'enveloppe

La structure de l'immeuble reste en béton, une isolation est introduite dans les parois extérieures. La surface habitable est maintenue à 4588 m². La composition de la nouvelle enveloppe est détaillée dans le Tableau 6.8 :

Tableau 6.8 : Composition de l'enveloppe du bâtiment tertiaire A

	Murs extérieurs	Plancher Bas	Toiture	Refend
Composition	1,5 cm d'enduit extérieure 13,6 cm d'isolant générique 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre	1,5 cm d'enduit plâtre 16 cm d'isolant générique 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre	25 cm d'isolant générique 2 cm de béton lourd 1,3 cm de Placoplâtre BA13	1 cm d'enduit plâtre 20 cm de béton 1 cm d'enduit plâtre
U [W/(m ² .K)]	0,28	0,24	0,15	5,5

La surface du vitrage a également été modifiée du fait du type de bâtiment étudié. Un double vitrage est installé à hauteur de 42 % en façade Sud, 22 % au Nord et 34 % dans les façades Est et Ouest.

Les caractéristiques des menuiseries sont détaillées dans le Tableau 6.9 :

Tableau 6.9 : Description des menuiseries du bâtiment tertiaire A

	Transmission thermique	Facteur solaire
	U_w [W/(m ² .K)]	S_w [-]
Fenêtres	1,49	0,2766

2.4.2. Zonage

Quatre zones sont choisies pour représenter la dynamique du bâtiment :

- Zone 1 : le sous-sol non chauffé
- Zone 2 : le rez-de-chaussée (RDC)
- Zone 3 : les deux étages intermédiaires (R+1 et R+2)
- Zone 4 : le dernier étage (R+3)

Les échanges thermiques opèrent entre la zone non chauffée et la zone RDC. Cette dernière échange également avec la zone intermédiaire qui elle échange avec le dernier étage.

2.4.3. Emplacement du bâtiment dans la configuration dans l'îlot

Une vision globale du bâtiment tertiaire A au sein de la configuration de l'îlot est représentée dans la Figure 6.6 :

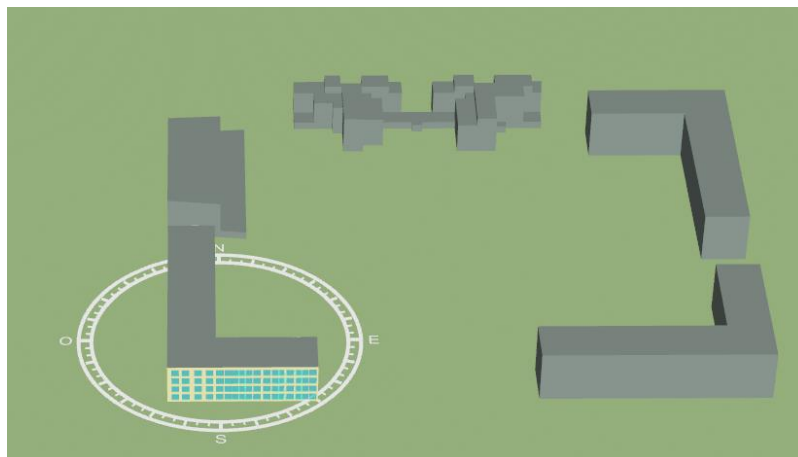


Figure 6.6 : Environnement urbain du bâtiment tertiaire A

2.4.4. Dimensionnement du chauffage

Les contraintes de commande tiennent compte des limites du système de chauffage. Elles sont déterminées pour chaque zone :

$$0 \leq u_{zone}^2(t) \leq 75 \text{ kW } \forall t \quad (6.11)$$

$$0 \leq u_{zone}^3(t) \leq 84 \text{ kW } \forall t \quad (6.12)$$

$$0 \leq u_{zone}^4(t) \leq 63 \text{ kW } \forall t \quad (6.13)$$

2.5. Bâtiment tertiaire B

Le second bâtiment tertiaire est inspiré d'un bâtiment de la Cité Descartes situé en Île-de-France (Marne-La-Vallée). Son orientation a été modifiée de manière à intégrer la configuration de l'îlot fictif. Il est constitué de six étages avec une extension vitrée au rez-de-chaussée.

2.5.1. Composition de l'enveloppe

La structure de l'immeuble est en béton sans isolation. La surface habitable est de 4804,89 m². La composition de l'enveloppe est détaillée dans le Tableau 6.8 :

Tableau 6.10 : Composition de l'enveloppe du bâtiment tertiaire B

	Murs extérieurs	Plancher Bas	Plafond	Plancher intermédiaire
Composition	15 cm d'isolant générique 20 cm de béton lourd	15 cm d'isolant générique 20 cm de béton lourd	20 cm d'isolant générique 20 cm de béton lourd	20 cm de béton lourd
U [W/(m ² .K)]	0,26	0,26	0,2	9

Un double vitrage argon peu émissif est installé à hauteur de 26 % en façade Sud, 35 % au Nord et 36 % dans les façades Est et Ouest. Les pourcentages de vitrage changent par rapport au bâtiment original du fait du changement de son orientation dans la configuration de l'îlot fictif. Les caractéristiques de la menuiserie sont détaillées dans le Tableau 6.9 :

Tableau 6.11 : Description des menuiseries du bâtiment tertiaire B

	Transmission thermique	Facteur solaire
	U _w [W/(m ² .K)]	S _w [-]
Fenêtres	1,695	0,549

2.5.2. Zonage

Trois zones sont choisies pour représenter la dynamique du bâtiment :

- Zone 1 : les deux premiers étages (RDC et R+1).
- Zone 2 : les deux étages intermédiaires (R+2 et R+3).

- Zone 3 : les deux derniers étages (R+4 et R+5).

Les échanges thermiques opèrent entre la zone 1 et la zone 2. Cette dernière échange également avec la zone intermédiaire qui elle échange avec le dernier étage.

2.5.3. Emplacement du bâtiment dans la configuration îlot

Une vision globale du bâtiment tertiaire B au sein de la configuration de l'îlot est représentée dans la Figure 6.7 :

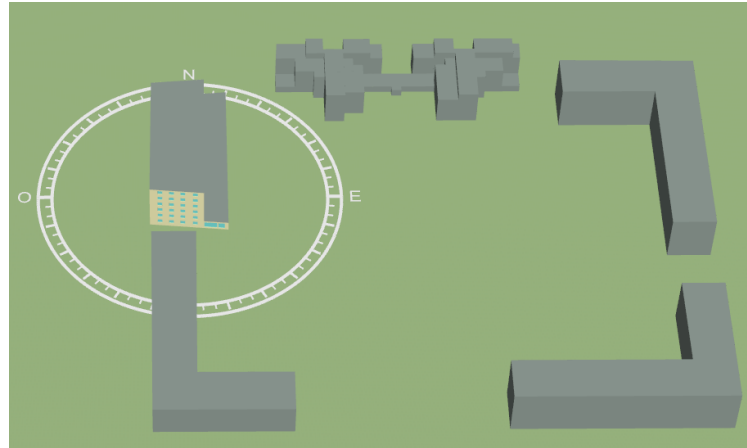


Figure 6.7 : Environnement urbain du bâtiment tertiaire B

2.5.4. Dimensionnement du chauffage

Les contraintes de commande tiennent compte des limites du système de chauffage. Elles sont déterminées pour chaque zone :

$$0 \leq u_{zone}^1(t) \leq 200 \text{ kW } \forall t \quad (6.14)$$

$$0 \leq u_{zone}^2(t) \leq 120 \text{ kW } \forall t \quad (6.15)$$

$$0 \leq u_{zone}^3(t) \leq 125 \text{ kW } \forall t \quad (6.16)$$

3. La commande prédictive à l'échelle de l'îlot

Le problème de la commande prédictive multizone ne change par rapport à l'application bizone exposée dans les chapitres 4 et 5.

3.1. Hypothèses d'optimisation communes

3.1.1. Consignes de température

- Les contraintes de température de confort pour les zones à usage résidentiel :

$$19 \text{ }^\circ\text{C} \leq T_{zone}(t) \leq 26 \text{ }^\circ\text{C } \forall t \quad (6.17)$$

- Les contraintes de température de confort pour les zones à usage tertiaire :

$$16\text{ }^{\circ}\text{C} \leq T_{zone}(t) \leq 26\text{ }^{\circ}\text{C} \text{ en période d'inoccupation} \quad (6.18)$$

$$19\text{ }^{\circ}\text{C} \leq T_{zone}(t) \leq 26\text{ }^{\circ}\text{C} \text{ en période d'occupation} \quad (6.19)$$

3.1.2. Sollicitations extérieures

Les données météorologiques sont issues de la RT2012 correspondant à une année type de la zone climatique H1a représentée par la ville de Trappes. Le site a une latitude de 48.77 °N et une longitude de 2 °E. La température moyenne du sol à 10 m de profondeur est de 14 °C, l'altitude de la station de météo est de 168 m.

3.1.3. Sollicitations intérieures

Les scénarios ThBCE (outil de calcul de la réglementation française) sont utilisés pour estimer l'occupation (mais pas les consignes de température) ainsi que les apports internes. Le scénario d'usage de type habitat collectif est employé pour les zones de logement et l'usage de type bureau est utilisé pour les zones tertiaires. En ce qui concerne la ventilation, une valeur constante de renouvellement d'air est fixée à 0,6 vol/h.

3.1.4. Réduction des modèles

La modélisation de l'îlot regroupe au total 16 zones thermiques dont 4 non chauffés (sous-sol ou rez-de-chaussée non occupé). La réduction par réalisation équilibrée des modèles de zones est opérée à l'ordre 6. Au vu de la taille et de la complexité des différents bâtiments ainsi que du nombre de sollicitations auxquelles ils sont sujets, l'ordre 6 produit des résultats satisfaisants en termes d'écart par rapport au modèle complet.

3.2. *Production photovoltaïque locale*

Une production photovoltaïque est considérée à l'échelle de l'îlot. Des panneaux photovoltaïques sont installés sur les toits de tous les bâtiments en fonction de la surface disponible. Celle-ci est calculée pour chaque bâtiment en fonction de la surface de toiture à laquelle est soustraite une surface de 20 m² pour le local technique, une marge de 1 m de chaque côté de l'installation pour permettre un déplacement facile pour la maintenance et une distance de 1 m entre chaque rangée afin d'éviter le phénomène d'ombrage entre les panneaux. Les surfaces de chaque installation, leurs capacités ainsi que la production photovoltaïque sont récapitulés dans le Tableau 6.12.

Les capteurs photovoltaïques sont intégrés en toiture-terrasse avec une inclinaison fixée à 35 ° pour une orientation plein Sud (0°). Des panneaux polycristallins avec une puissance nominale de 245 kWc sont mis en place. Le système polycristallin possède une connexion centrale à un onduleur pour chaque bâtiment avec un rendement de 90 % et des pertes ohmiques et *mismatch* de 3 %.

Tableau 6.12 : Production photovoltaïque à l'échelle de l'îlot

Bâtiment	Surface (m ²)	Capacité (kWc)	Production annuelle (kWh)
HLM non rénové	940	140	91358
HLM rénové	940	140	91358
Les Roches Blanches	150	22,34	14607
Tertiaire A	940	140	91358
Tertiaire B	550	81,9	53188

Le productible mensuel de la production photovoltaïque totale à l'échelle de l'îlot est représentée dans la Figure 6.8. La production photovoltaïque pendant la saison de chauffe est comparée aux besoins de chauffage totaux de l'îlot dans le Figure 6.9. Pour cette période de chauffe la production PV représente environ 12 % des besoins de chauffage.

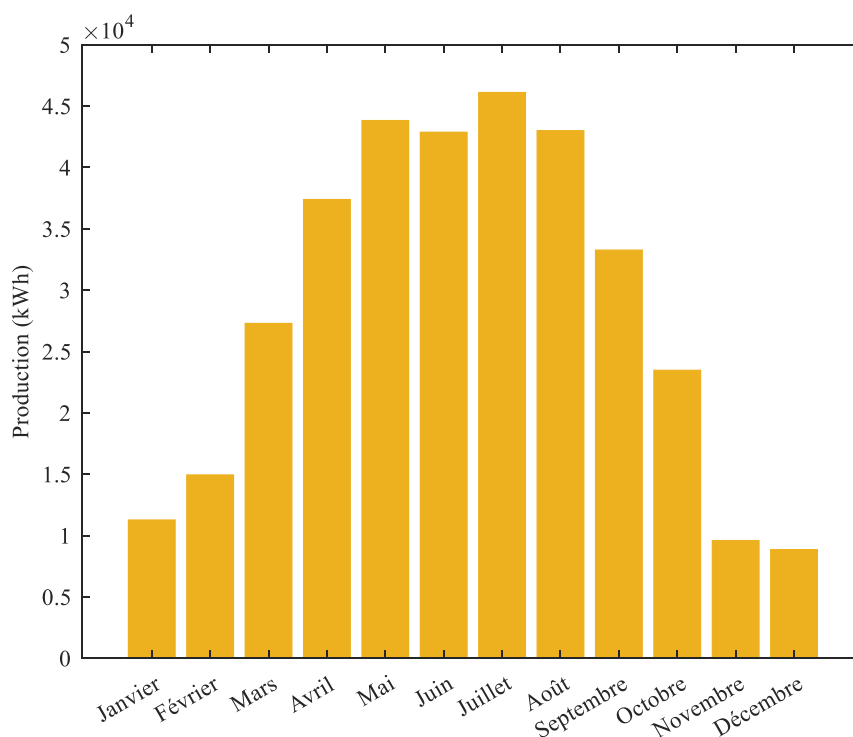


Figure 6.8 : Productible photovoltaïque à l'échelle de l'îlot

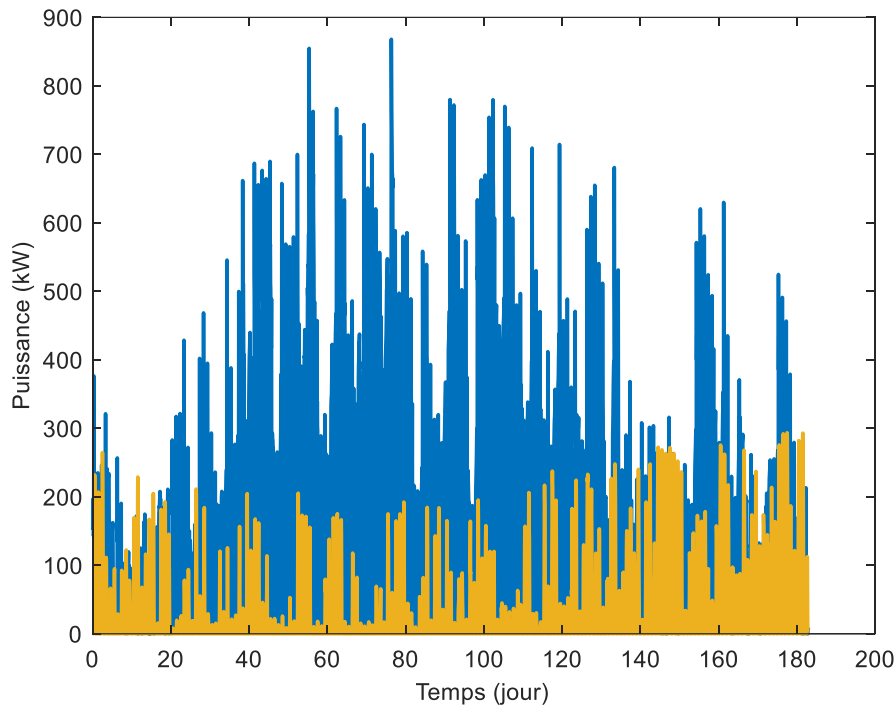


Figure 6.9 : Comparaison des besoins de chauffage de l'îlot et de la production photovoltaïque locale (le jour 0 correspond au début de la saison de chauffe, soit le 15 octobre)

3.3. Formulation du problème de la commande optimale multizone

3.3.1. Contrainte dynamique

Le système d'équations couplées est établi pour chaque zone thermique :

$$\begin{cases} \dot{x}_i = A_i \cdot x_i + B_{u_i} \cdot u_i + B_{soll_i} \cdot Soll_i + B_{adj_i} T_{adj} \\ Y_i = C_i \cdot x_i + D_i \cdot U_i \end{cases} \quad (6.20)$$

i représente l'indice de la zone considérée et j une zone adjacente :

- A_i : matrice associée à l'état.
- B_i : matrice associée à la commande.
- B_{soll_i} : matrice associée aux sollicitations.
- B_{adj_i} : matrice associée aux températures des zones adjacentes.
- C_i : matrice associé à la sortie.
- D_i : matrice reliant les sorties aux sollicitations.
- x_i : état de la zone i .
- u_i : puissance de chauffage à injecter dans la zone i .
- $Soll_i$: sollicitations extérieures et intérieures de la zone i .
- T_{adj} : températures adjacentes des zones contiguës (variables de couplage).
- Y_i : vecteur de sorties décrivant la température intérieure et les températures adjacentes.

En fonction du zonage du bâtiment considéré, le nombre de températures adjacentes varie. Le Tableau 6.13 récapitule les échanges thermiques se produisant entre zones à l'échelle de chaque bâtiment :

Tableau 6.13 : Variables d'échange thermique pour chaque zone de l'îlot de bâtiment

	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5
HLM non rénové	T_{zone_2}	T_{zone_1} T_{zone_3}	T_{zone_2} T_{zone_4}	T_{zone_3}	–
HLM rénové	T_{zone_2}	T_{zone_1} T_{zone_3}	T_{zone_2} T_{zone_4}	T_{zone_3}	–
Les Roches Blanches	T_{zone_2} T_{zone_3}	T_{zone_1} T_{zone_4}	T_{zone_1} T_{zone_5}	T_{zone_2}	T_{zone_3}
Tertiaire A	T_{zone_2}	T_{zone_1} T_{zone_3}	T_{zone_2} T_{zone_4}	T_{zone_3}	–
Tertiaire B	T_{zone_2}	T_{zone_1} T_{zone_3}	T_{zone_2}	–	–

Les zones couplées sont propres à un seul bâtiment, aucun couplage thermique n'existe entre deux bâtiments.

3.3.2. Critère d'optimisation

La commande optimale multizone cherche à déterminer la trajectoire minimisant le coût de la facture électrique en opérant un contrôle du chauffage sur un horizon d'optimisation pour chaque zone thermique. À l'échelle de chaque zone, un problème de commande optimale local est résolu avec comme critère d'optimisation :

$$\min_{u_i \in U_i} \left[J(u_i(t)) = \int_{t_0}^{t_f} C_{elec}(t) u_i(t) dt \right] \quad (6.21)$$

- u : la puissance de chauffage appliquée à la zone i .
- t_0 : instant initial.
- t_f : instant final.
- U_i : espace des commandes admissibles.
- C_{elec} : tarif de l'électricité.

La minimisation locale du coût du chauffage pour chaque zone induit la réduction de la facture électrique globale du bâtiment. Aucun conflit de critère d'optimisation n'est étudié dans ces travaux. La structure du coût de l'électricité avec les trois tarifs d'heures creuses, pleines et de pointe est maintenue (cf. §3.3.1.7 du chapitre 3).

3.3.3. Contrainte de confort

Les contraintes de température correspondent aux limites de confort thermique fixées à l'échelle de chaque zone :

$$T_{min_i} \leq T_{zone_i}(t) \leq T_{max_i} \quad \forall t \quad (6.22)$$

Les contraintes de chauffage sont également considérées comme consignes pour l'application des besoins de chauffage (qui représente un des solutions optimales : arc contraint 1 et 2). Les

valeurs sont déterminées en fonction de l'usage de la zone considérée. Celles-ci sont récapitulées au §3.1.1 dans les hypothèses communes.

3.3.4. Contrainte de commande

Les limites du système de chauffage sont introduites grâce aux contraintes de commande, également fixées pour chaque zone de chaque bâtiment :

$$0 \leq u_i(t) \leq u_{max_i} \quad \forall t \quad (6.23)$$

Cet intervalle détermine l'espace de commande admissible pour la résolution de la commande optimale. Le dimensionnement du chauffage est détaillé au §2 pour chaque zone de chaque bâtiment de l'îlot.

3.3.5. Intégration de la production renouvelable locale

Dans le cadre de la stratégie de gestion du chauffage, la production photovoltaïque peut être intégrée dans la dynamique du bâtiment comme un apport d'électricité gratuit ou bien dans la fonction objectif comme un gain financier à la suite de la l'injection au réseau. Le premier cas décrit une stratégie d'autoconsommation. Le second cas décrit une stratégie de revente.

En vue d'une intégration en autoconsommation la quantité d'énergie photovoltaïque produite ne doit pas se mettre pas en conflit avec les contraintes du problème d'optimisation : contrainte de température de confort et de puissance maximale du chauffage. La contrainte de commande maximale nécessite d'être traitée en distribuant la ressource locale de manière à respecter la puissance maximale du système de chauffage. Il est également impératif de limiter l'autoconsommation, dans le cas où la contrainte maximale de confort est enfreinte par exemple si la température intérieure est à sa limite maximale pendant les moments de production PV. La stratégie dans ces deux cas n'est plus une stratégie d'autoconsommation totale car il est clair qu'une revente du surplus doit être considérée si les contraintes (de commande et/ou de confort) ne sont pas respectées. Cette problématique se pose lorsque le volume de la production photovoltaïque est conséquent, comme c'est le cas de l'îlot.

Dans le cas de l'autoconsommation partielle d'une production locale dans la stratégie de gestion du chauffage, la puissance de chauffage à injecter dans chaque zone en présence d'une production locale se distingue en :

$$u = P_{réseau} + P_{photovoltaïque} \quad (6.24)$$

- $P_{réseau}$: la puissance prélevée du réseau électrique pour le chauffage.
- $P_{photovoltaïque}$: la puissance locale produite consommée pour le chauffage.

3.4. *Algorithme CPBP*

L'algorithme de résolution COBP multizone opère par étape :

Étape 0 : Initialisation

- ✓ Génération des modèles de zones issu de COMFIE pour chaque bâtiment
- ✓ Réduction par réalisation équilibrée du modèle de chaque zone
- ✓ Initialisation de l'état de chaque zone après une mise en température
- ✓ Choix des paramètres d'optimisation (solicitations, structure de coût, horizons d'optimisation et d'effet)

Étape 1 : Planification de la trajectoire optimale pour chaque zone

- ✓ Identification des plages de coût de la tarification électrique
- ✓ Détermination des temps de déclenchement du stockage
- ✓ Mise en œuvre de la trajectoire optimale en fonction des t_d
- ✓ Les températures des zones contiguës sont remplacées par les sorties d'optimisation de chaque zone considérée de manière itérative
- ✓ Si la tolérance, fixée à 0,1 °C, n'est pas atteinte alors réitération de l'étape 1
- ✓ Sinon convergence du calcul

Étape 2 : Observateur d'état

- ✓ L'état du bâtiment est estimé à la suite de l'application de la stratégie calculée sur le modèle complet pendant l'horizon de contrôle (24 h)
- ✓ L'état à la fin de l'horizon de contrôle sert à l'initialisation de la prochaine séquence de commande optimale

Étape 3 : Retour d'état

- ✓ L'état final en sortie de l'observateur est récupéré
- ✓ Le calcul de la prochaine séquence de trajectoire est réinitialisé en avançant d'une période d'échantillonnage
- ✓ Retour à l'étape 1

4. Application de la commande prédictive à l'échelle multi-bâtiment

La CPBP est appliquée à l'îlot de bâtiments dans la configuration distribuée à l'échelle de chaque bâtiment : l'optimisation se fait pour chaque zone de manière indépendante, le processus est réitéré de manière à intégrer les variables de couplage thermique décrivant les températures adjacentes des zones mitoyennes. L'aspect multi bâtiment est pris en compte à travers l'intégration des masques des bâtiments avoisinants impactant les apports solaires des zones. Le partage de ressource à travers la contrainte de commande couplante n'est pas traité dans ce chapitre. La commande prédictive est

employée pour chaque bâtiment dans un contexte de réduction du coût de la consommation du chauffage électrique à travers le stockage passif de chaleur et l'effacement des consommations de pointe.

4.1. *La commande prédictive sans production photovoltaïque*

La première application de la commande prédictive multi bâtiment est exposée. La production renouvelable locale n'est pas encore considérée. Cela permet de faire une première évaluation de la stratégie optimale globale de l'îlot. La somme des profils de puissance optimisés de toutes les zones chauffées de l'îlot est exposée dans la Figure 6.10 pour une semaine en janvier. Des consommations de chauffage sont constatés sur toutes les plages de coût. Le stockage de chaleur se produit pendant les plages creuses et pleines. La majorité du stockage se passe en heures creuses où les puissances sont les plus importantes. Les puissances de stockage pendant les heures pleines sont moins importantes car le stockage n'est pas opéré dans tous les bâtiments à ces moments. En effet, dans certains bâtiments le stockage de chaleur nécessite deux périodes de stockage par jour : c'est le cas des bâtiments HLM et les Roches Blanches. Cela est lié à l'inertie de ces bâtiments qui joue un rôle important dans l'efficacité du stockage. Par ailleurs, les heures de pointe ne sont pas totalement effacées tel qu'il est attendu. Cela est lié au bâtiment HLM non rénové qui ne possède pas d'isolation ce qui augmente sa demande en énergie pour le chauffage. La rénovation (changement de vitrage et ajout d'isolation dans les murs extérieurs et la toiture) permet d'atténuer le phénomène et opérer un effacement plus important par rapport au cas original mais pas de manière significative. Il est intéressant de noter que la puissance de chauffage maximale de l'îlot de 1460 kW n'est jamais atteinte. En l'absence d'une contrainte couplante de commande, celle-ci représente la somme des puissances maximales des zones. La stratégie globale atteint un maximum de 1329 kW . Cela indique que le stockage n'est pas simultané dans toutes les zones. En effet, il peut y avoir des zones qui vont stocker de la chaleur tandis que d'autres vont seulement satisfaire les consignes de température.

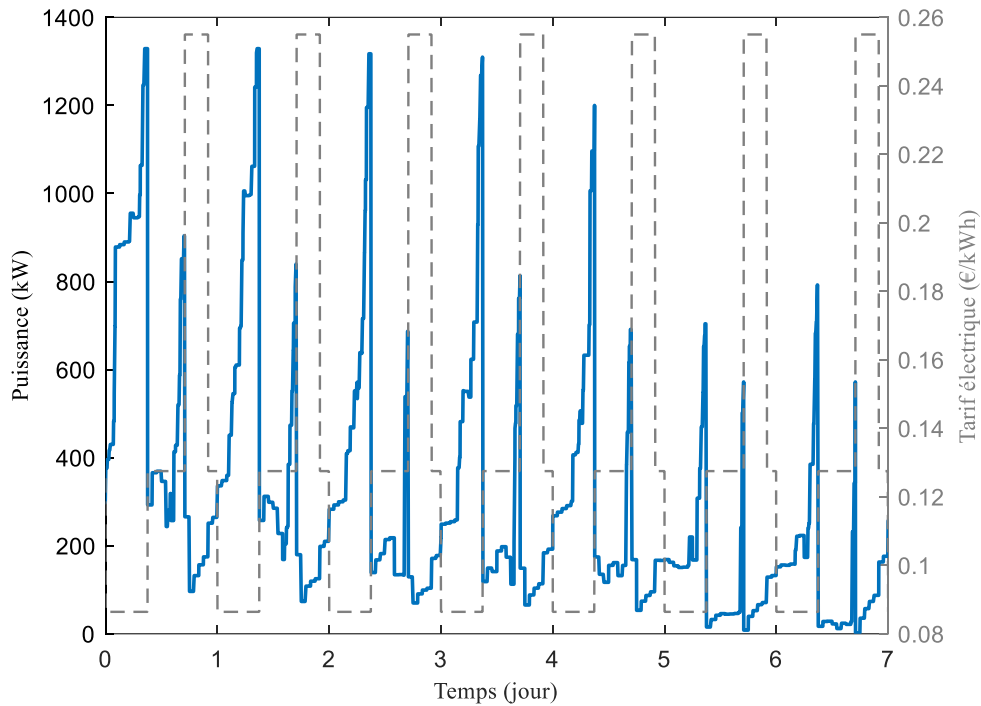


Figure 6.10 : Profil de puissance optimale totale obtenu à l'échelle de l'îlot

Le Tableau 6.14 récapitule les résultats en termes de coût et d'effacement de consommations des zones thermiques de l'îlot considéré. Le bâtiment enregistrant la meilleure économie sur la facture électrique est la résidence les Roches Blanches avec une minimisation de 22 % du coût du chauffage. Cela va dans le sens des consommations effacées en heures pleines et de pointe qui sont élevées pour ce bâtiment. Le gain le moins intéressant est celui du bâtiment tertiaire A pour lequel la stratégie optimale s'apparente à une régulation appliquant les besoins de chauffage pour satisfaire les consignes de températures. Cette stratégie optimale apporte tout de même une meilleure gestion des consignes qu'une régulation classique. Cela se confirme en observant les taux d'effacement des consommations en heures pleines et de pointe qui restent faibles par rapport aux autres bâtiments.

Le bilan global de la stratégie de gestion à l'échelle de l'îlot offre une économie totale de 12 % sur la facture de chauffage sur la saison de chauffe par rapport à une régulation classique. Les résultats graphiques pour chaque bâtiment sont présentés en annexe.

Tableau 6.14 : Résultats des commandes prédictives de l'îlot sans production locale

Bâtiment	Coût de la stratégie optimale	Variation du coût	Effacement des heures de pointe	Effacement des heures pleines
HLM rénové	22 872 €	-14 %	-68 %	-39 %
HLM non rénové	50 052 €	-9 %	-46 %	-14 %
Les Roches Blanches	14 192 €	-21 %	-89 %	-67 %
Tertiaire A	11 550 €	-5 %	-24 %	-18 %
Tertiaire B	6 956 €	-13 %	-54 %	-62 %

4.2. La commande prédictive incluant une production locale à l'échelle de l'îlot

La production renouvelable locale à l'échelle de l'îlot est à présent intégrée. L'autoconsommation totale et partielle sont considérées puis comparées à la revente totale. L'objectif est d'évaluer comment, à l'échelle multi bâtiment et avec une production photovoltaïque, la stratégie optimale s'adapte en fonction des différentes dynamiques de zone. L'hypothèse d'un même tarif à l'achat comme à la revente de l'électricité est maintenue pour la prise en compte de la production locale dans la gestion du chauffage.

Une première évaluation de l'intégration de la production locale est conduite pour une régulation classique où les besoins de chauffage sont appliqués pour satisfaire les consignes de températures de chaque zone de l'îlot. Le Tableau 6.15 démontre que la revente totale de la ressource locale permet de réduire davantage le coût par rapport à l'autoconsommation. Dans le cas de l'autoconsommation, la production locale est répartie parmi les bâtiments au prorata des besoins de chauffage annuels. Ainsi pour la régulation classique du chauffage, la revente conduit à un résultat plus intéressant et permet, à travers un gain financier, de réduire la facture électrique du chauffage de 11 %.

Tableau 6.15 : Comparaison des coûts d'une régulation classique à l'échelle de l'îlot en fonction de l'intégration de la production renouvelable locale

	Coût global
Régulation classique sans PV	119 598 €
Régulation classique avec revente	106 402 €
Régulation classique avec autoconsommation	108 194 €

Il a été constaté dans une première étape que l'autoconsommation totale pour ce cas ne présente pas d'avantage par rapport à la revente. La seconde étape consiste à appliquer la gestion optimale avec la CPBP à l'échelle de l'îlot afin de confirmer ou non ce constat. La considération de la stratégie de revente est simple, il suffit de soustraire le coût de la production locale du coût total. Une stratégie d'autoconsommation quant à elle induit une modification de la structure du coût qui devient linéaire par morceaux et dépend de la disponibilité intermittente de la production locale. L'optimisation de la trajectoire de chauffage dans ce cas est affectée et peut modifier la stratégie de stockage en fonction de la quantité de production disponible. La troisième étape consiste à comparer des stratégies d'autoconsommation totale et partielle de la production locale afin de d'évaluer les gains locaux et globaux.

La question de la répartition de la production locale entre les bâtiments de l'îlot se pose. La distribution de la ressource locale proportionnellement aux besoins de chaque zone thermique est proposée. Dans ce cas l'autoconsommation de la production locale à l'échelle de l'îlot est totale. La stratégie globale est ensuite comparée au cas où toute la ressource PV est affectée à l'échelle d'un seul bâtiment afin de déterminer le meilleur gain sur la facture qu'il est possible d'atteindre. Dans cette configuration, l'autoconsommation est partielle avec une revente du surplus liée aux limites imposées par les contraintes de commande et de confort.

Pour ce cas d'étude, la puissance maximale de photovoltaïque dans chaque zone est limitée par la puissance maximale du système de chauffage u_{max} de celle-ci :

$$P_{photovoltaïque_i} = \min(prodPV, u_{max_i}) \quad (6.25)$$

L'autoconsommation est ensuite déterminée en fonction de la contrainte de température maximale de confort T_{max} :

$$PV_{autoconsommé} = \min(P_{photovoltaïque_i}, Pch_{T_{max}}) \quad (6.26)$$

- $Pch_{T_{max}}$ sont les besoins de chauffage pour atteindre la température maximale autorisée.

4.2.1. Autoconsommation totale au prorata des besoins

La production locale est répartie entre les bâtiments proportionnellement aux besoins annuels de chaque zone. Dans ce cas l'autoconsommation est totale car les limites de commande et de contrainte de confort ne rentrent pas en conflit avec la production mise à disposition dans chaque zone. Les taux d'autoconsommation de la production au sein de l'îlot sont récapitulés pour chaque zone thermique dans le Tableau 6.16.

Tableau 6.16 : Taux d'autoconsommation de la ressource photovoltaïque obtenus au prorata des besoins annuels

	Zone 1	Zone 2	Zone 3	Zone 4	Zone 5	Total
HLM rénové	—	10 %	7 %	6 %	—	23 %
HLM non rénové	—	17 %	17 %	11 %	—	45%
Les Roches Blanches	—	5 %	6 %	2 %	2 %	15 %
Tertiaire A	—	4 %	4 %	2 %	—	10 %
Tertiaire B	3 %	2 %	2 %	—	—	7 %

Ces taux sont appliqués à la CPBP pour le calcul des trajectoires optimales de chauffage minimisant le coût de sa consommation. La stratégie globale de l'îlot est exposée dans la Figure 6.11 où la consommation totale de chauffage issue de la gestion optimale est superposée à la production locale autoconsommée en totalité. Pour cette semaine froide de janvier, la production n'est pas la plus importante de la saison de chauffe mais elle permet tout de même de couvrir une part importante des besoins de chauffage pendant les deux derniers jours. Ainsi pendant ce weekend le stockage est moindre car la consigne dans les bâtiments tertiaires est réduite. Ce sont donc les bâtiments résidentiels qui consomment et stockent de la chaleur pour satisfaire les besoins pendant les heures pleines ce qui coïncide avec la production PV disponible.

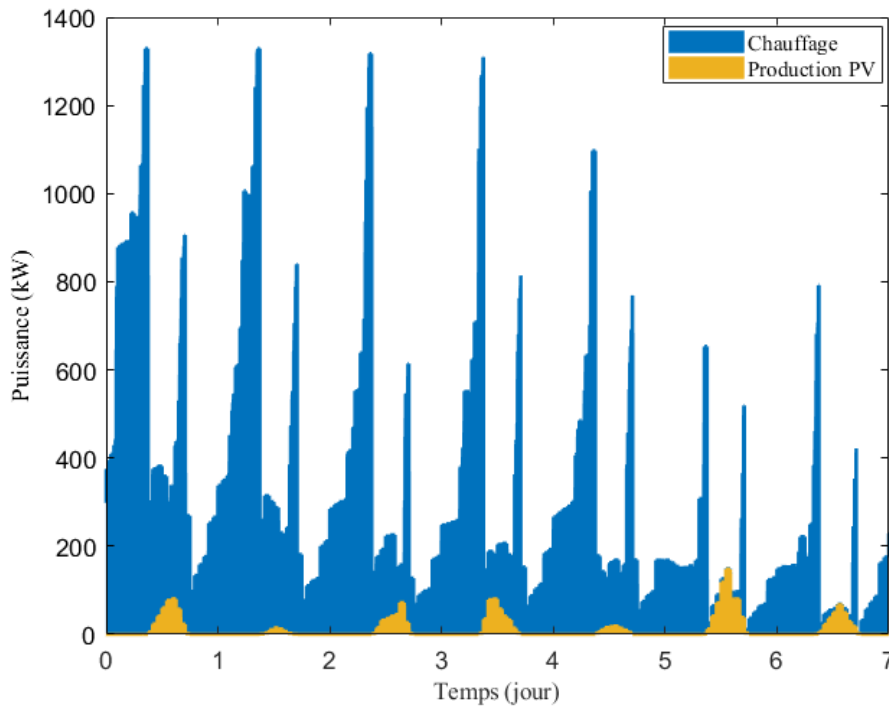


Figure 6.11 : Consommation totale du chauffage de l'îlot dans le cas de l'autoconsommation totale de la production locale

Les résultats détaillés sur la saison de chauffe pour chaque bâtiment sont exposés dans le Tableau 6.17. Les coûts sont réduits par rapport à la stratégie sans production locale ce qui est attendu. Les variations de coût sont calculées par rapport à une stratégie de régulation classique avec revente totale de la production photovoltaïque. Cela explique pourquoi les gains sur la facture sont plus faibles que pour la stratégie sans PV et semble indiquer un avantage pour la revente qui sera confirmé plus tard.

L'effacement des consommations d'heures pleines et de pointe est calculé en considérant les consommations soutirées au réseau (excluant la part de la production locale autoconsommée) par rapport à une régulation classique. La part de la production n'est pas incluse dans le calcul car elle est gratuite, l'objectif ici est d'évaluer l'effacement qui permet d'une part de réduire la facture et d'autre part de répondre à la problématique de tension sur le réseau pendant les périodes de pointe. Ainsi la consommation de la production locale en heure pleine ou de pointe n'a pas à elle seule d'incidence conséquente sur le réseau car la production est faible. Elle permet tout de même de diminuer la consommation du réseau en fonction de la production.

L'intégration de l'autoconsommation totale de la production PV n'a pas le même effet en fonction du bâtiment (et de son taux d'autoconsommation). En comparant avec le Tableau 6.14, pour le bâtiment le moins performant (HLM non rénové), l'effacement des consommations est augmenté en heure pleine et de pointe ce qui indique que la production renouvelable apporte un bénéfice. Pour le bâtiment le plus performant (tertiaire B) les heures pleines effacées sont augmentées car la production PV est consommée permettant de réduire la puissance soutirée du réseau. À l'inverse, l'effacement des consommations de pointe est légèrement diminué. Le bilan global de la gestion

optimale intégrant une autoconsommation totale sur la saison de chauffe indique une réduction d'environ 10 % de la facture du chauffage par rapport à la régulation classique avec revente.

Tableau 6.17 : Résultats des commandes prédictives de l'îlot dans le cas d'une autoconsommation totale de la production locale

Bâtiment	Coût	Variation du coût	Effacement des heures de pointe	Effacement des heures pleines
HLM rénové	20 557 €	-13 %	-62 %	-43 %
HLM non rénové	45 587 €	-7 %	-47 %	-27 %
Les Roches Blanches	12 739 €	-20%	-90 %	-65 %
Tertiaire A	10 603 €	-2 %	-26 %	-27 %
Tertiaire B	6 494 €	-8 %	-53 %	-64 %

4.2.2. Autoconsommation prioritaire

La stratégie de l'autoconsommation produit des résultats intéressants permettant de minimiser le coût du chauffage. Seulement, l'économie réalisée reste inférieure à celle d'une gestion avec revente totale. La répartition de la production locale entre les zones de l'îlot peut être critiquée du fait qu'elle ne représente pas un optimum prouvé. Une distribution différente de la ressource locale peut être envisagée : celle de l'autoconsommation prioritaire. La consommation de la production locale peut être maximisée l'échelle d'un seul bâtiment ce qui permet de définir un gain maximal local où l'autoconsommation est partielle avec un surplus de production lié aux limitations de puissance et de température maximale. La stratégie globale est ensuite calculée en combinant les optimisations du reste des bâtiments en l'absence de production locale. Les résultats sont confrontés à la répartition originale afin de déterminer si le gain peut être amélioré.

Dans cette application, le surplus de production qui n'est pas consommé par le bâtiment à cause des limites de commande et de température maximale est revendu au réseau. L'excédent n'est pas redistribué dans cette approche mais il est tout à fait possible de considérer cette option en perspective. La priorisation de l'autoconsommation à une échelle locale peut augmenter l'efficacité du bâtiment considéré. Dans ce cas, le bâtiment sélectionné pour l'étude est le moins performant : le HLM non rénové. Celui-ci est priorisé dans le sens où la production renouvelable de l'îlot y est affectée en totalité. L'optimisation calcule alors le taux d'autoconsommation nécessaire afin de respecter les limites de commande et de confort. Dans ce cas 99,8 % de la production photovoltaïque totale de l'îlot peut être autoconsommée, les 0,2 % restants sont revendus au réseau. L'allocation de la ressource locale sur ce bâtiment permet de déterminer le meilleur gain avec une autoconsommation maximisée. L'écart de coût entre la stratégie avec l'autoconsommation au prorata des besoins et avec la priorisation du HLM non rénové s'élève à 11 % en faveur de la stratégie consommant le maximum de production locale, ce qui est attendu.

Cette comparaison nécessite d'être conduite à l'échelle de l'îlot afin d'évaluer si l'optimisation locale permet en effet de réduire la facture globale du chauffage. Le Tableau 6.18 présente les résultats des factures globales sur la saison de chauffe en fonction de la stratégie calculée. Les variations de coût sont calculées par rapport à une régulation classique avec revente totale de la production renouvelable. Pour rappel, la régulation classique consiste à appliquer les besoins de

chauffage afin de satisfaire les consignes de température imposées à chaque zone thermique de l'îlot. Tout d'abord, la stratégie optimale calculée par la CPBP avec revente totale de la ressource photovoltaïque offre un gain sur la facture électrique du chauffage s'élevant à 13 %. Ensuite, il est possible de comparer les deux allocations de la production renouvelable intégrée en autoconsommation à la stratégie de gestion optimale. La stratégie avec autoconsommation totale fait référence à la distribution de la production locale au prorata des besoins de chauffage annuels de chaque zone (les valeurs sont détaillées dans le Tableau 6.16). La stratégie avec autoconsommation prioritaire fait référence ici à l'allocation de la production uniquement sur le bâtiment le moins performant de l'îlot. Cela induit une autoconsommation partielle de la ressource totale car un surplus est constaté, conséquence des limites maximales de commande et température de confort. Ce dernier est revendu au réseau. Le coût de la stratégie d'autoconsommation prioritaire est la somme des coûts de l'optimisation intégrant la production renouvelable au niveau du bâtiment HLM non rénové et des optimisations locales du reste des bâtiments de l'îlot ne bénéficiant pas du PV. Les résultats des deux stratégies d'autoconsommation à l'échelle de l'îlot sont assez proches en terme de variation du coût (différence de 0,2 %). La distribution au prorata des besoins de chauffage est légèrement plus avantageuse que l'allocation priorisée sur le bâtiment HLM non rénové. La stratégie de revente se démarque une fois de plus comme plus performante en terme de gestion optimale du chauffage.

Tableau 6.18 : Comparaison des coûts des stratégies de gestion incluant une production locale à l'échelle de l'îlot

	Coût global	Variation du coût
Régulation classique avec revente totale	106 402 €	-
Stratégie optimale avec revente totale	92 426 €	-13 %
Stratégie optimale avec autoconsommation totale	95 980 €	-9,8 %
Stratégie optimale avec autoconsommation prioritaire	96 213 €	-9,6 %

4.3. Analyse et discussion

Par rapport au cas bizona du chapitre 5, où la stratégie d'autoconsommation enregistre un écart de gain 9 % par rapport à celle de la revente (cf. Tableau 5.6), l'intégration de la production locale dans la stratégie de gestion optimale à l'échelle de l'îlot apporte un gain supérieur (13 %). En effet, cela est d'une part lié au volume de production plus élevé que dans le cas bizona et d'autre part à la diversité de l'îlot en terme de performances thermiques des bâtiments qui le composent. En fonction du bâtiment considéré les capacités de stockage de chaleur dans la masse thermique évoluent et impactent l'effacement des consommations et donc la minimisation de la facture. Les consommations en heures pleines et de pointe à l'échelle de l'îlot ne sont pas effacées de manière homogène pour l'ensemble des bâtiments. Il a d'ailleurs été constaté que les bâtiments HLM non rénové et le tertiaire A enregistrent des effacements de consommations inférieurs à 50 % en heure de pointe et inférieurs à 20 % en heure pleines (cf. Tableau 6.14) ce qui permet de tirer profit de l'autoconsommation du PV produit en périodes pleines. L'écart entre la stratégie d'autoconsommation totale et de revente totale s'élève alors à 3,2 %. Il est nécessaire une fois de plus de rappeler que ces résultats se basent sur l'hypothèse d'un même tarif à l'achat comme à la revente de l'électricité au réseau. Si des tarifs

différents étaient appliqués le constat ne serait pas le même, mais pourrait tout de même être évalué par la méthode proposée. La CPBP multizone reste adaptable à divers cas d'étude.

L'autoconsommation a ensuite été étudiée de manière à évaluer les allocations de la production locale parmi les zones thermiques composant l'îlot de bâtiment. Une approche heuristique a d'abord été appliquée où les taux d'autoconsommation de chaque zone sont déterminés au prorata des besoins de chauffage annuels. L'approche a d'abord été appliquée à la gestion optimale dans un contexte de partage de ressource en présence d'une contrainte de couplage puis à la gestion de l'autoconsommation à l'échelle bizonne dans le chapitre 5. D'un point de vue opérationnel, cette approche permet d'atteindre une solution de minimisation du coût qui ne constitue peut-être pas l'optimum mais qui améliore la performance par rapport à une régulation classique. Cet optimum reste à déterminer afin d'obtenir une validation finale. Dans cette logique, une optimisation peut être envisagée en déterminant une clé de répartition de l'autoconsommation parmi les différentes zones dans le but de réduire le coût de la facture globale de l'îlot. Les efforts de développement peuvent induire un optimum difficile à atteindre d'un point de vue numérique (temps de calcul). De plus, le gain sur la facture pour cet optimum théorique n'est pas forcément plus élevé par rapport à une stratégie de revente ou de mutualisation de la production locale pour des usages énergétiques autres que le chauffage. Ce développement n'est pas abordé dans cette thèse mais serait intéressant en perspective afin d'améliorer l'approche proposée.

Une deuxième approche est testée afin d'apporter un élément de réponse supplémentaire concernant l'autoconsommation à l'échelle de l'îlot : celle de l'autoconsommation prioritaire. La maximisation de l'allocation de la production renouvelable au niveau d'un seul bâtiment a permis d'évaluer l'intérêt de prioriser le bâtiment le plus consommateur. Bien que l'optimisation locale sur le bâtiment HLM non rénové propose un gain nettement plus élevé à l'échelle locale en disposant davantage de PV, la répercussion sur la stratégie globale regroupant tout l'îlot n'est pas avantageuse. Cela indique qu'il existe des optimums locaux qui peuvent être en conflit avec l'optimum global et que des compromis sont nécessaires. La répartition proportionnelle permet alors de faire bénéficier de la ressource PV l'ensemble des bâtiments de l'îlot tout en offrant une minimisation à l'échelle globale.

Les résultats de l'autoconsommation prioritaire ont été exposés seulement pour le bâtiment le moins performant (HLM non rénové), la même démarche a été entreprise pour le reste des bâtiments, c'est-à-dire qu'à tour de rôle un bâtiment a été priorisé en terme d'allocation de la ressource renouvelable locale et les écarts par rapport à la distribution proportionnelle aux besoins ont été calculés. Ces résultats supplémentaires sont en annexe, ils montrent que l'autoconsommation prioritaire est moins performante que les autres stratégies optimales.

5. Conclusions du chapitre

La commande prédictive multizone a été appliquée à l'échelle d'un îlot de cinq bâtiments dont trois résidentiels et deux tertiaires. La constitution de l'îlot fictif inclut des types de bâtiments qui varient de logements anciens sans isolation à des locaux tertiaires passifs. L'objectif du chapitre a été de montrer l'adaptabilité de la CPBP dans un contexte d'utilisation pratique.

La commande prédictive a d'abord été appliquée en l'absence de production renouvelable locale ce qui a permis d'évaluer la trajectoire de chauffage optimale pour chaque bâtiment de l'îlot. En effet les stratégies diffèrent non seulement d'un bâtiment à l'autre mais également d'une zone à une autre au sein du même immeuble. Les stratégies offrent des pourcentages de gain sur la facture diversifiée avec des trajectoires de chauffage qui varient entre un double stockage avec un faible effacement des consommations de pointe et un stockage plus efficace permettant de réduire la majorité des consommations de pointe en passant par une stratégie d'anticipation des consignes de température avec très peu de stockage qui s'apparente à une régulation classique optimisée. La stratégie globale permet tout de même de minimiser le coût du chauffage à l'échelle de l'îlot dans son entièreté.

La commande prédictive multizone a ensuite inclut une production renouvelable locale mutualisée à l'échelle de l'îlot. Deux approches d'autoconsommation ont été confrontées afin de déterminer la solution maximisant le gain. La première consiste à distribuer la ressource PV proportionnellement aux besoins de chauffage annuels de chaque zone thermique. Cette approche permet de consommer la totalité de la production locale. La seconde approche considère une priorité d'autoconsommation à l'échelle d'un unique bâtiment. La production locale est allouée à ce dernier et un taux maximal d'autoconsommation est évalué pendant l'optimisation, le surplus est alors calculé en fonction des limitations du système de chauffage et de confort du bâtiment considéré. Dans ce cas de figure, l'autoconsommation est partielle avec revente du surplus non utilisé. Lors de l'application de la seconde approche au bâtiment le moins performant de l'îlot, le gain obtenu s'est avéré moindre qu'avec la première approche. D'autre part, les stratégies d'autoconsommation offrent des gains plus faibles que la stratégie de gestion optimale avec revente totale.

Plusieurs perspectives de travail peuvent être explorées. D'abord concernant la stratégie d'autoconsommation prioritaire, le surplus au lieu d'être revendu au réseau pourrait être affecté à un autre bâtiment. Cela permettrait d'explorer une priorité hiérarchisée et d'évaluer si effectivement il est préférable de revendre le surplus plutôt que de le consommer dans l'îlot que ce soit pour des besoins de chauffage ou d'autres usages d'électricité spécifique. Egalement, la tarification de l'électricité peut être remise en cause de manière à refléter non seulement des tarifications réelles d'achat de l'électricité dépendant du contrat souscrit à l'échelle de l'îlot mais aussi une tarification de revente du PV au réseau.

Une autre perspective intéressante concerne la contrainte couplante de commande, imposant une puissance limitée qui est livrée par le réseau. Cela réintroduit le principe de partage de ressource qui a été entamée dans les chapitres 4 et 5. Dans ce cas, le partage simplifié au prorata des besoins nécessite d'être étudié avant de considérer un partage optimisé qui détermine la répartition optimale de la ressource disponible. À cela peut être couplée la production locale qui relaxera la contrainte

couplante et sera également distribuée de manière optimale. Cela permettrait d'évaluer l'intérêt de l'approche de partage au prorata des besoins introduite dans ces travaux.

Enfin, un zonage simplifié a été appliqué pour chaque bâtiment avec une zone thermique en rez-de-chaussée, une intermédiaire et une haute. Ce choix a été fait afin de réduire le temps de calcul et la complexité du problème. Les temps de calcul sur la saison de chauffe pour l'optimisation à l'échelle de l'îlot sont de l'ordre de 15 minutes. Des différences sont notées en fonction du nombre de zones des bâtiments. Il serait donc intéressant d'explorer un zonage plus fin en vue d'évaluer si des gains plus importants sur le coût sont envisageables.

Conclusion générale

Bilan du travail réalisé

Cette thèse s'inscrit dans un contexte de tension sur le réseau électrique lié aux consommations de pointe nécessitant des efforts de gestion de la demande d'énergie. Un état de l'art a d'abord été établi et a permis de positionner le sujet et d'exposer le potentiel de la gestion de la demande énergétique à l'échelle du bâtiment en complément des solutions existantes permettant d'atteindre les objectifs fixés par la transition énergétique : actions de rénovation et d'écoconception. La commande optimale a pour but de minimiser un objectif (le coût) en opérant le contrôle d'un usage (le chauffage) tout en respectant la contrainte de dynamique du bâtiment, les contraintes de commande (limites du système) et d'état (température de confort). Elle peut être employée en vue de déterminer des trajectoires de stockage de chaleur passif dans la structure du bâtiment en vue d'effacer les consommations en heures de pointe pour la minimisation de la facture. Une méthode de résolution continue de la commande optimale a été développée dans des travaux antérieurs. Celle-ci a présenté des difficultés techniques qui empêchent son implémentation industrielle. Dans le cadre de cette thèse, l'objectif est de proposer une nouvelle méthode de résolution qui permet d'établir une stratégie de gestion énergétique au cours d'un processus d'optimisation qui soit fiable et peu coûteux en temps de calcul.

Plusieurs outils et modèles sont nécessaires à la résolution de la commande optimale. Tout d'abord, il est impératif de disposer d'un modèle dynamique décrivant le comportement du bâtiment qui soit fiable et précis. Le modèle de simulation thermique dynamique COMFIE a été adopté dans ces travaux. Afin de réduire les temps de calcul d'une stratégie optimale, la réalisation équilibrée est adoptée car préconisée par la littérature dans le cadre du contrôle optimal pour réduire la taille du modèle de bâtiment tout en conservant un maximum d'informations. Ensuite, les conditions aux limites du modèle de simulation énergétique nécessitent d'être établies. Pour cela, les données météorologiques et d'occupation typiques ont été utilisées en premier lieu. Dans un second lieu, des modèles de prévision ont été employés afin d'évaluer la robustesse de la stratégie optimale. Préalablement à la mise en place d'une nouvelle méthode de commande optimale, il est essentiel d'appliquer une méthode de référence afin de valider la nouvelle approche proposée. Dans cette optique, les travaux de Robillart (2015) et Frapin (2018) ont servi de base. Enfin les outils requis pour l'établissement d'une commande prédictive applicable en temps réel ont été employés : un observateur d'état et un régulateur PI.

Une nouvelle méthode de résolution du problème de commande optimale a été proposée pour la gestion du chauffage électrique dans un contexte de minimisation du coût. L'approche met en œuvre les deux principes de la théorie du contrôle optimale : les principes du minimum de Pontriaguine et d'optimalité de Bellman. La COBP (Commande Optimale basée sur Bellman-Pontriaguine) part de l'hypothèse que la solution pour le cas d'application prévu se situe « sur les bords » ce qui revient à

faire du stockage de chaleur ou de l'effacement des besoins de chauffage. La nouvelle approche a ensuite été appliquée en boucle fermée dans une logique de commande prédictive, c'est la CPBP (Commande prédictive basée sur Bellman-Pontriaguine). La résolution en boucle fermée de la commande optimale définit un calcul réitéré sur un horizon glissant dans le temps permettant de calculer une stratégie qui prenne en compte les imprécisions liées à l'estimation de l'état et aux incertitudes de prévision météo et d'occupation. La CPBP a été validée par rapport à une référence théorique pour le cas d'une maison individuelle modélisée en monozone : la CPP (commande prédictive basée sur Pontriaguine) utilisant les méthodes de pénalisation. Celle-ci s'est avérée moins performante que la méthode proposée. La comparaison est à la faveur de la CPBP qui est 50 fois plus rapide et propose de meilleurs résultats en terme coût de la stratégie. Les trajectoires de chauffage restent similaires pour les deux méthodes et respectant les contraintes du problème. Cela a confirmé l'optimalité de la nouvelle méthode qui grâce à sa simplicité de mise en œuvre et à sa rapidité peut être facilement envisagée pour une implémentation industrielle, par rapport à la référence dont l'application reste difficile d'un point de vue opérationnel (paramétrage expert, temps de calcul, convergence de l'algorithme d'optimisation...). Par ailleurs, pour le cas monozone l'adaptabilité et la robustesse de la CPBP a été mise à l'épreuve avec succès. La méthode a été testée pour différents paramétrages du problème de la commande optimale : objectif, sollicitations et modèle de bâtiment. L'approche a été mise en œuvre pour différents types de bâtiment et a permis une minimisation du coût en fonction de la performance de chaque bâtiment. L'objectif a ensuite été changé en une minimisation des émissions de CO₂ ce qui a montré la robustesse de la méthode par rapport à la structure du coût imposée. Enfin, l'impact des erreurs de prévisions des données météorologiques et d'occupation a été étudié ce qui est utile pour une application en temps réel.

La CPBP a par la suite été adaptée à l'échelle multizone où le schéma de commande prédictive distribuée a été mis en place. La stratégie de gestion du chauffage a été appliquée dans un bâtiment à usage mixte tertiaire et résidentiel pour la minimisation de la facture globale. Le problème dans ce cas a été divisé en sous-problèmes d'optimisation indépendants à résoudre à l'échelle de chaque zone. Les couplages thermiques ont ensuite été intégrés dans un processus itératif prenant en compte des températures adjacentes décrivant les échanges à travers les parois mitoyennes entre les zones. La CPBP multizone a elle aussi nécessité une validation par rapport à une référence théorique : la CPP centralisée. Cette dernière résout un unique problème de commande optimale à l'échelle multizone permettant de produire un optimum global. La comparaison à l'échelle bizonne de la CPBP à la CPP centralisée a permis de valider la nouvelle approche de contrôle. Les écarts de gain sur la facture entre les deux stratégies sont légèrement plus accentués que pour le cas monozone, ce qui semble indiquer qu'une révision du paramétrage est nécessaire du côté de la CPP centralisée. Le temps de calcul reste à l'avantage de la CPBP qui est 36 fois plus rapide et qui continue à produire des résultats rapides et optimaux. Le partage de ressource a été étudié en utilisant une logique intuitive de répartition au prorata des besoins de chauffage annuels de chaque zone. Cela revient à considérer une puissance souscrite plus faible que la somme des puissances maximales que peuvent consommer les systèmes de chauffage installés. Dans le cadre de la gestion optimale et pour le cas multizone, la contrainte couplante de commande peut être en conflit avec les trajectoires de stockage. Ainsi une répartition proportionnelle de la ressource disponible a été proposée permettant d'une part de respecter la contrainte supplémentaire imposée au problème d'optimisation et d'autre part

d'affecter une puissance supérieure à la zone affichant le plus de besoins annuels afin de s'assurer de l'efficacité du stockage et donc de la minimisation de la facture. Cette approche a été comparée à la solution sans contrainte couplante. L'écart à l'optimum non contraint n'est pas très important ce qui peut suggérer que l'approche n'est pas loin de l'optimum contraint.

Un bâtiment peut être à la fois consommateur mais aussi producteur d'énergie. Le second objectif de la thèse, après le développement d'une méthode simplifiée pour la résolution du problème de commande optimale, est alors d'inclure une production renouvelable dans la stratégie de gestion. La question de l'intégration d'une ressource locale dans la commande prédictive a été posée et deux solutions ont été confrontées : l'autoconsommation et la revente. La stratégie de gestion optimale a d'abord été appliquée au cas monozone incluant une production photovoltaïque modeste sur la toiture d'une maison individuelle. Les résultats en termes d'autoconsommation et de revente sont similaires avec un léger avantage pour la revente ce qui est conforme aux attentes. La même démarche a ensuite été menée dans le cas bizona où la production photovoltaïque est plus importante. Dans ce cas, l'écart entre la stratégie d'autoconsommation et de revente se creuse en faveur de la seconde. Enfin la gestion optimale a été appliquée pour la minimisation des émissions de CO₂ en considérant un mix marginal basé sur la modélisation du réseau électrique français. Cette optimisation environnementale, dans le contexte de la modification de la demande en énergie du cas d'étude considéré, a permis de réduire considérablement l'impact de la consommation du chauffage. Elle met tout de même en évidence l'écart entre le coût de l'électricité et les émissions de GES.

L'ensemble des développements apportés à la CPBP ont permis de l'appliquer au cas d'étude prévu pour cette thèse, un îlot constitué de cinq bâtiments : trois résidentiels et deux tertiaires. La typologie des bâtiments varie d'immeuble ancien à bâtiment tertiaire passif. Le but a été de démontrer la flexibilité de la méthode et son adaptabilité à grande échelle qui ne compromet pas sa rapidité. La stratégie optimale pour ce cas est une commande prédictive multizone avec des groupements de zones couplées thermiquement au sein d'un même bâtiment. La méthode n'a donc pas eu besoin de développement nouveau afin de répondre à la problématique multi bâtiment. Les stratégies de gestion dans l'îlot ont pu être appliquées dans deux cas : en présence et en l'absence de production photovoltaïque locale. En fonction du bâtiment et de ses performances, les gains locaux varient et le gain global à l'échelle de l'îlot reste intéressant en terme de minimisation du coût du chauffage. L'intégration de la production renouvelable a été traitée du point de vue de son allocation sur chaque zone thermique de l'îlot. Deux approches ont été comparées : une où le taux d'autoconsommation est réparti au prorata des besoins de chauffage annuels de chaque bâtiment et une où l'autoconsommation est maximisée sur un unique bâtiment. Cette proposition est critiquable et peut être qualifiée d'heuristique : toutefois, elle présente un potentiel d'un point de vue pratique qui permet d'atteindre une solution de minimisation du coût pouvant s'approcher d'un optimum théorique qui reste à établir. Ceci étant, de la même manière que pour le cas monozone, une stratégie de revente totale de la production a offert une meilleure économie sur la facture du chauffage par rapport aux solutions d'autoconsommation. Les approches d'autoconsommation ont été confrontées à la stratégie de revente qui représente la meilleure stratégie pour la gestion du chauffage électrique dans le bâtiment.

En conclusion, la démarche générale de cette thèse a été de proposer un outil de gestion énergétique du bâtiment qui soit polyvalent et simple d'utilisation (avec un minimum de paramétrage concernant des tolérances de convergence), avec des temps de calcul rapides permettant de définir des stratégies optimales adaptées. Cet outil peut être utilisé pour la gestion du chauffage en temps réel au sein d'un bâtiment. Tout comme il peut être un outil d'aide à la décision pour l'écoconception des bâtiments en considérant de manière plus approfondie l'étape d'exploitation en tirant profit des performances énergétiques notamment en terme de capacité de stockage thermique.

Perspectives

Les perspectives de travail pouvant enrichir ces travaux sont multiples. Premièrement, la CPBP peut être davantage améliorée du point de vue du temps de calcul à travers le calcul parallèle dans le cas multizone. Des études de sensibilité restent à envisager notamment par rapport à l'horizon de contrôle et les tolérances de convergence (fonction de minimisation et couplage thermique). Cela permettra d'améliorer d'autant plus la précision des résultats.

La CPBP a été mise en œuvre pour la gestion de la commande du chauffage. Il est tout à fait possible d'étendre cette application dans un contexte de rafraîchissement à travers la gestion de la climatisation, la ventilation ou des stores et ouvertures. Différents types de bâtiments ont été traités à travers ce manuscrit mais pas de manière exhaustive. Une analyse de sensibilité afin de déterminer un lien entre l'efficacité de la gestion optimale et ses limites d'un point de vue structure et composition d'enveloppe serait intéressante à explorer. Un bâtiment à structure en bois peut être inclus par exemple. Cela ira dans le sens de l'adoption de la méthode comme outil d'aide à la décision qui permettra d'intégrer l'exploitation du bâtiment dans l'étape d'écoconception.

Ensuite, l'impact des incertitudes des données météorologiques a été traité à travers une estimation de l'erreur type entre prévisions et données d'observation. Il a été démontré que la CPBP s'adaptait aux changements des sollicitations. Cette configuration a permis de simuler une mise en place pratique. Il serait intéressant d'appliquer la stratégie en temps réel, c'est-à-dire en intégrant les prévisions réelles lors de la planification de la trajectoire et les données historiques pour le suivi. Il en est de même pour l'occupation dont la variabilité a été le paramètre le plus influent sur les résultats de la commande prédictive testée à l'échelle monozone.

Les résultats de gain sur la facture ont été calculés en fonction d'une tarification supposant trois plages de coût : heures creuses, pleines et de pointe. Cette tarification peut être remise en cause. En effet, la triple tarification n'est pas réellement adoptée dans les ménages et est majoritairement retrouvée dans l'industrie. De plus, la tarification réelle varie en fonction des contrats d'électricité souscrits à l'échelle du bâtiment ou de l'îlot et dépend du fournisseur, de l'usage, ou même de la localisation. La perspective la plus intéressante serait de modéliser une tarification basée sur le coût réel de la production de l'électricité. Cela réduirait sans doute l'écart observé entre l'optimisation économique et environnementale et permettrait de minimiser de manière simultanée le coût et les émissions de CO₂ de la consommation énergétique.

La stratégie de gestion optimale opère un stockage de chaleur en heure creuse ce qui fait augmenter la température intérieure vers un maximum. Pour les bâtiments résidentiels, cela risque d'affecter le confort de l'occupant en particulier pendant la nuit où son sommeil risque d'être perturbé. Une norme définit les variations maximales de la température pendant différentes durées d'usage. Pour le cas monozone, les vitesses de variation de la température issues de l'optimisation respectent cette norme. Il n'a donc pas été considéré utile d'intégrer cette contrainte dans la résolution de la commande optimale. Pour les cas multizones, le respect de la contrainte n'a pas été évalué. L'intégration de la contrainte de vitesse de variation de la température constitue alors une importante addition à la CPBP en perspective. Il faut savoir que le confort représente une priorité par rapport à une incitation financière pour un grand nombre d'utilisateurs.

Le partage de ressource a été introduit pour le cas d'un bâtiment bizona à usage mixte résidentiel et tertiaire. L'approche heuristique d'une répartition des puissances maximales au prorata des besoins de chauffage annuels de chaque zone a été proposée et nécessite d'être validée. La perspective à envisager dans ce cas est celle d'un partage de ressource déterminé à l'issue d'une optimisation supplémentaire en sortie de celle de la commande optimale. Une fonction de minimisation permettrait de déterminer une clé de répartition de la ressource disponible pour chaque zone tout en respectant la contrainte couplante imposée. La répartition optimale ne sera opérée que s'il y a dépassement de la puissance totale autorisée. Le développement de ce complément dans l'algorithme d'optimisation de la CPBP a été entamé. Les résultats préliminaires semblent indiquer qu'il y a bien une priorité à déterminer en terme d'affectation de ressource à une zone plutôt qu'une autre en fonction de l'efficacité du stockage de chaleur. L'approche n'ayant pas encore abouti, le choix a été fait de ne pas l'inclure dans ce manuscrit.

L'intégration de la production photovoltaïque dans la commande prédictive a soulevé plusieurs interrogations. Il a été remarqué que pour une hypothèse d'un tarif équivalent à l'achat comme à la revente de l'électricité, l'autoconsommation n'est pas adaptée à la gestion du chauffage pour l'effacement des consommations de pointe. Dans ce cas, il est clair que la revente est le meilleur choix qui permet non seulement de réduire la facture mais aussi l'impact environnemental de la consommation du chauffage. Il serait intéressant d'appliquer différents tarifs de revente afin de réévaluer ce constat. Il est également envisageable d'étudier la maximisation de l'autoconsommation dans un contexte de gestion d'autres besoins et usages électriques dans le bâtiment.

Par ailleurs, le stockage d'électricité peut également être considéré afin de faciliter l'autoconsommation de la production renouvelable locale. Toutefois, cette solution n'est pas toujours adaptée du point de vue de la rentabilité des investissements pouvant être assez importants pour une installation modeste. De plus, cette perspective impose de considérer les impacts environnementaux sur le cycle de vie des batteries afin d'évaluer l'intérêt global du stockage.

L'aspect stochastique de la production photovoltaïque n'a pas été discuté. Les prévisions de production PV sont supposées parfaites dans la démarche entamée. Seulement, il est connu que la production photovoltaïque est intrinsèquement intermittente. Les prévisions sont dépendantes de celles des données météorologiques qui sont entachées d'incertitudes. La commande prédictive stochastique peut dans ce cas être évaluée. Elle n'est pas traitée dans ces travaux mais constitue une perspective supplémentaire.

À l'échelle de l'îlot, la stratégie de gestion optimale n'est pas sans risque de produire une nouvelle pointe si le stockage de chaleur est opéré en même temps au niveau de tous les bâtiments. La production photovoltaïque dans ce cas peut être présentée comme potentielle solution pouvant atténuer la congestion en étant maximisée dans certains bâtiments. Un compromis entre minimisation du coût global et gestion de la congestion doit être recherché. Dans cette perspective, l'autoconsommation apporterait un réel atout en particulier si les usages d'électricité spécifiques sont intégrés dans une stratégie de gestion globale.

Bibliographie

ADEME, 2017. *L'effacement de consommation électrique en France*. 2017. S.l. : s.n.

ADEME, 2018. *Climat, Air et Énergie*. 2018. S.l. : s.n.

ÅSTRÖM, Karl J. et MURRAY, Richard M., 2008. *Feedback systems: an introduction for scientists and engineers*. Princeton : Princeton University Press.

BAI, Yifei, ZHANG, Weirong, YU, Tingjia, WANG, Jingjing, DENG, Gaofeng, YAN, Jinguang et LIU, Jiajia, 2023. Flexibility quantification and enhancement of flexible electric energy systems in buildings. *Journal of Building Engineering*. Vol. 68, pp. 106114.

BAKARE, Mutiu Shola, ABDULKARIM, Abubakar, ZEESHAN, Mohammad et SHUAIBU, Aliyu Nuhu, 2023. A comprehensive overview on demand side energy management towards smart grids: challenges, solutions, and future direction. *Energy Informatics*. Vol. 6, n° 1, pp. 4.

BASHASH, S., 2018. Cost-optimal coordination of interacting HVAC loads in buildings. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*. Vol. 140, n° 4.

BEKIROGLU, K., SRINIVASAN, S., SU, R. et POOLLA, K., 2019. A scalable contract based approach for integrating building flexibility to energy grids. In : *2019 18th European Control Conference, ECC 2019*. pp. 2394-2399.

BELLMAN, Richard et KALABA, Robert, 1957. DYNAMIC PROGRAMMING AND STATISTICAL COMMUNICATION THEORY. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. Vol. 43, n° 8, pp. 749-751.

BRUN, Adrien, SPITZ, Clara et WURTZ, Etienne, 2009. Analyse du comportement de différents codes de calcul dans le cas de bâtiments à haute efficacité énergétique. In : *IX^{ème} Colloque Interuniversitaire Franco-Québécois sur la Thermique des Systèmes*.

CELIK, Berk, ROCHE, Robin, SURYANARAYANAN, Siddharth, BOUQUAIN, David et MIRAOU, Abdellatif, 2017. Electric energy management in residential areas through coordination of multiple smart homes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol. 80, pp. 260-275.

CHAHWANE, L., 2011. *Valorisation de l'inertie thermique pour la performance énergétique des bâtiments*. Thèse de doctorat. S.l. : Université de Grenoble.

CHEN, Z., WU, L. et FU, Y., 2012. Real-time price-based demand response management for residential appliances via stochastic optimization and robust optimization. *IEEE Transactions on Smart Grid*. Vol. 3, n° 4, pp. 1822-1831.

- CORRADI, Olivier, OCHSENFELD, Henning, MADSEN, Henrik et PINSON, Pierre, 2013. Controlling Electricity Consumption by Forecasting its Response to Varying Prices. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 28, n° 1, pp. 421-429.
- CRE, 2020. La flexibilité en 3 minutes. In : *Smart Grids - Le site édité par la CRE*. 2020.
- CUPEIRO FIGUEROA, Iago, CIMMINO, Massimo et HELSEN, Lieve, 2020. A Methodology for Long-Term Model Predictive Control of Hybrid Geothermal Systems: The Shadow-Cost Formulation. *Energies*. Vol. 13, n° 23, pp. 6203.
- DARURE, Tejaswinee, PUIG, Vicenç, YAMÉ, Joseph, HAMELIN, Frédéric et WANG, Ye, 2018. Distributed Model Predictive Control applied to a VAV based HVAC system based on Sensitivity Analysis. *IFAC-PapersOnLine*. Vol. 51, n° 20, pp. 259-264.
- DARURE, Tejaswinee, YAMÉ, Joseph-Julien et HAMELIN, Frédéric, 2016. Total variation regularized economic model predictive control applied to a multizone building. In : *2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*. pp. 1-6.
- DEL MAR CASTILLA, María, ÁLVAREZ, José D., NORMEY-RICO, Julio E., RODRÍGUEZ, Francisco et BERENGUEL, Manuel, 2013. A multivariable nonlinear MPC control strategy for thermal comfort and indoor-air quality. In : *IECON 2013 - 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. pp. 7908-7913.
- DING, Yan, LYU, Yacong, LU, Shilei et WANG, Ran, 2022. Load shifting potential assessment of building thermal storage performance for building design. *Energy*. Vol. 243, pp. 123036.
- DRÉAU, Jérôme Le, VELLEI, Marika et MARTINEZ, Simon, 2020. Pilotage du levier de flexibilité a l'échelle du quartier - analyse de sensibilité.
- DRGOŇA, J., ARROYO, J., CUPEIRO FIGUEROA, I., BLUM, D., ARENDT, K., KIM, D., OLLÉ, E.P., ORAVEC, J., WETTER, M., VRABIE, D.L. et HELSEN, L., 2020. All you need to know about model predictive control for buildings. *Annual Reviews in Control*. Vol. 50, pp. 190-232.
- FACHRIZAL, R. et MUNKHAMMAR, J., 2020. Improved photovoltaic self-consumption in residential buildings with distributed and centralized smart charging of electric vehicles. *Energies*. Vol. 13, n° 5.
- FARINA, M., ZHANG, X. et SCATTOLINI, R., 2017. A hierarchical MPC scheme for interconnected systems. *IFAC-PapersOnLine*. Vol. 50, n° 1, pp. 12021-12026.
- FAVRE, B., 2013. *Étude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments par l'application de la programmation dynamique*. Thèse de doctorat. S.I. : École nationale supérieure des mines de Paris.
- FRAPIN, M., 2018. *Étude de stratégies de gestion énergétique en temps réel à l'échelle multizone*. Thèse de doctorat. Paris : Mines ParisTech- PSL research Université.
- FRAPIN, Marie, CHAPLAIS, François, SCHALBART, Patrick et PEUPORTIER, Bruno, 2018. Optimal control of heating in a two-zone building using price decomposition-

- coordination method. In : *THE 31ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON EFFICIENCY, COST, OPTIMIZATION, SIMULATION AND ENVIRONMENTAL IMPACT OF ENERGY SYSTEMS*. Guimarães, Portugal.
- FRAPIN, Marie, ROUX, Charlotte, ASSOUMOU, Edi et PEUPORTIER, Bruno, 2022. Modelling long-term and short-term temporal variation and uncertainty of electricity production in the life cycle assessment of buildings. *Applied Energy*. Vol. 307, pp. 118141.
- GARCIA-TORRES, Felix, ZAFRA-CABEZA, Ascension, SILVA, Carlos, GRIEU, Stephane, DARURE, Tejaswinee et ESTANQUEIRO, Ana, 2021. Model Predictive Control for Microgrid Functionalities: Review and Future Challenges. *Energies*. Vol. 14, n° 5, pp. 1296.
- GHAEMI, Reza, KUMAR, Aditya, BONANNI, Pierino et VISNEVSKI, Nikita, 2020. Scalable Optimal Flexibility Control, modeling and estimation of commercial buildings. In : *2020 American Control Conference (ACC)*. pp. 2318-2325.
- GUELPA, Elisa et VERDA, Vittorio, 2021. Demand response and other demand side management techniques for district heating: A review. *Energy*. Vol. 219, pp. 119440.
- HENZE, Gregor P., KALZ, Doreen E., LIU, Simeng et FELSMANN, Clemens, 2005. Experimental Analysis of Model-Based Predictive Optimal Control for Active and Passive Building Thermal Storage Inventory. *HVAC&R Research*. Vol. 11, n° 2, pp. 189-213.
- HIGUERA, J., HERTOOG, W., PERÁLVAREZ, M. et CARRERAS, J., 2014. Hybrid smart lighting and climate control system for buildings. In : *IET Conference on Future Intelligent Cities*. pp. 1-5.
- HU, Mengqi, WEIR, Jeffery D. et WU, Teresa, 2012. Decentralized operation strategies for an integrated building energy system using a memetic algorithm. *European Journal of Operational Research*. Vol. 217, n° 1, pp. 185-197.
- INSEE, 2020. Émissions de gaz à effet de serre par activité | Insee. In : [en ligne]. 2020. [Consulté le 28 mai 2021]. Disponible à l'adresse : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/2015759>.
- JOHRA, Hicham, HEISELBERG, Per et DRÉAU, Jérôme Le, 2019. Influence of envelope, structural thermal mass and indoor content on the building heating energy flexibility. *Energy and Buildings*. Vol. 183, pp. 325-339.
- KAILAS, A., CECCHI, V. et MUKHERJEE, A., 2012. A survey of communications and networking technologies for energy management in buildings and home automation. *Journal of Computer Networks and Communications*.
- KAMAL, R., MOLONEY, F., WICKRAMARATNE, C., NARASIMHAN, A. et GOSWAMI, D.Y., 2019. Strategic control and cost optimization of thermal energy storage in buildings using EnergyPlus. *Applied Energy*. Vol. 246, pp. 77-90.
- KILLIAN, M. et KOZEK, M., 2016. Ten questions concerning model predictive control for energy efficient buildings. *Building and Environment*. Vol. 105, pp. 403-412.

- KUBOTH, Sebastian, HEBERLE, Florian, KÖNIG-HAAGEN, Andreas et BRÜGGEMANN, Dieter, 2019. Economic model predictive control of combined thermal and electric residential building energy systems. *Applied Energy*. Vol. 240, pp. 372-385.
- LAKSHMANAN, Venkatachalam, SÆLE, Hanne et DEGEFA, Merkebu Zenebe, 2021. Electric water heater flexibility potential and activation impact in system operator perspective – Norwegian scenario case study. *Energy*. Vol. 236, pp. 121490. DOI 10.1016/j.energy.2021.121490.
- LAUB, A., HEATH, M., PAIGE, C. et WARD, R., 1987. Computation of system balancing transformations and other applications of simultaneous diagonalization algorithms. *IEEE Transactions on Automatic Control*. Vol. 32, n° 2, pp. 115-122.
- LE DRÉAU, J. et HEISELBERG, P., 2016. Energy flexibility of residential buildings using short term heat storage in the thermal mass. *Energy*. Vol. 111, pp. 991-1002.
- LECLERCQ, Maximilien, ANTHIERENS, Cédric, BIDEAUX, Eric et FLAMBARD, Luc, 2007. Régulation du confort visuel dans une pièce: analyse pour la mise en oeuvre. *Proceedings of 2ndes journées doctorales du Groupe de Recherche Modélisation, Analyse, Commande des systèmes Complexes*. pp. 9-11.
- LEFEBURE, Nicolas, KHOSRAVI, Mohammad, HUDOBADE BADYN, Mathias, BÜNNING, Felix, LYGEROS, John, JONES, Colin et SMITH, Roy S., 2022. Distributed model predictive control of buildings and energy hubs. *Energy and Buildings*. Vol. 259, pp. 111806.
- LÖHR, Y., WOLF, D., POLLERBERG, C., HÖRSTING, A. et MÖNNIGMANN, M., 2021. Supervisory model predictive control for combined electrical and thermal supply with multiple sources and storages. *Applied Energy*. Vol. 290.
- MA, Shunjian, ZOU, Yuanyuan et LI, Shaoyuan, 2021. Coordinated control for Air Handling Unit and Variable Air Volume boxes in multi-zone HVAC system. *Journal of Process Control*. Vol. 107, pp. 17-26.
- MA, Shunjian, ZOU, Yuanyuan et LI, Shaoyuan, 2022. Distributed model predictive control with priority coordination for limited supply multi-zone HVAC systems. *Journal of Process Control*. Vol. 117, pp. 157-168.
- MALISANI, P., 2012. *Pilotage dynamique de l'énergie du bâtiment par commande optimale sous contraintes utilisant la pénalisation intérieure*. Thèse de doctorat. S.I. : Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- MALISANI, P., CHAPLAIS, F. et PETIT, N., 2016. An interior penalty method for optimal control problems with state and input constraints of nonlinear systems. *Optimal Control Applications and Methods*. Vol. 37, n° 1, pp. 3-33.
- MATA, Érika, OTTOSSON, Jonas et NILSSON, Johanna, 2020. A review of flexibility of residential electricity demand as climate solution in four EU countries. *Environmental Research Letters*. Vol. 15, n° 7, pp. 073001.

- MAURI, Luca, VALLATI, Andrea et OCLÓN, Pawel, 2019. Low impact energy saving strategies for individual heating systems in a modern residential building: A case study in Rome. *Journal of Cleaner Production*. Vol. 214, pp. 791-802.
- MINISTÈRE DE LA TRANSITION ÉCOLOGIQUE, 2019. Bilan énergétique de la France pour 2019. In : *Données et études statistiques pour le changement climatique, l'énergie, l'environnement, le logement, et les transports* [en ligne]. 2019. [Consulté le 28 mai 2021]. Disponible à l'adresse : <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/bilan-energetique-de-la-france-pour-2019>.
- MOORE, B., 1981. Principal component analysis in linear systems: Controllability, observability, and model reduction. *IEEE Transactions on Automatic Control*. Vol. 26, n° 1, pp. 17-32.
- MUNARETTO, F., 2014. *Étude de l'influence de l'inertie thermique sur les performances énergétiques des bâtiments*. Thèse de doctorat. S.l. : École nationale supérieure des mines de Paris.
- MUNARETTO, Fabio, RECHT, Thomas, SCHALBART, Patrick et PEUPORTIER, Bruno, 2017. Empirical validation of different internal superficial heat transfer models on a full-scale passive house. *Journal of Building Performance Simulation*. pp. 1-22.
- NARAYANAN, M., 2021. Annual Evaluation of a Model Predictive Controller in an Integrated Thermal-Electrical Renewable Energy System Using Clustering Technique.
- PETIT, Nicolas et ROUCHON, Pierre, 2019. *Automatique : Dynamique et contrôle des systèmes*.
- PEUPORTIER, Bruno et BLANC-SOMMEREUX, Isabelle, 1990. Simulation tool with its expert interface for the thermal design of multizone buildings. *International Journal of Solar Energy*. Vol. 8, n° 2, pp. 109--120.
- PEUPORTIER, Bruno et BLANC-SOMMEREUX, Isabelle, 1994. *COMFIE - Manuel des utilisateurs*.
- PICHLER, Martin, HEINZ, Andreas et RIEBERER, René, 2017. Model Predictive Heat Pump- and Building Control to Maximize PV-Power On Site Use. *12th IEA Heat Pump Conference*.
- RAJAOARISOA, Lala, RAVELO, Blaise, RAHAJANDRAIBE, Wenceslas et ETIENNE, Lucien, 2020. Weather prediction to improve energy efficiency and climate control of the buildings.....
- RASTEGARPOUR, Soroush, FERRARINI, Luca et GROS, Sebastien, 2020. Economic NMPC for Multiple Buildings Connected to a Heat Pump and Thermal and Electrical Storages. *IFAC-PapersOnLine*. Vol. 53, n° 2, pp. 17089-17094.
- RECHT, Thomas, MUNARETTO, Fabio, SCHALBART, Patrick et PEUPORTIER, Bruno, 2014. Analyse de la fiabilité de COMFIE par comparaison à des mesures. Application à un bâtiment passif. In : *IBPSA 2014*.

- REZAEI, E. et DAGDOUGUI, H., 2020. Optimal Real-Time Energy Management in Apartment Building Integrating Microgrid with Multizone HVAC Control. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. Vol. 16, n° 11, pp. 6848-6856.
- ROBILLART, M., 2015. *Étude de stratégies de gestion en temps réel pour des bâtiments énergétiquement performants*. Thèse de doctorat. S.l. : École nationale supérieure des mines de Paris.
- ROBILLART, M., SCHALBART, P., CHAPLAIS, F. et PEUPORTIER, B., 2019. Model reduction and model predictive control of energy-efficient buildings for electrical heating load shifting. *Journal of Process Control*. Vol. 74, pp. 23-34.
- ROBILLART, Maxime, SCHALBART, Patrick et PEUPORTIER, Bruno, 2014. Elaboration de lois heuristiques à partir de la programmation dynamique : application à l'effacement de la consommation électrique de pointe dans les bâtiments performants. In : *IBPSA France*. Arras.
- ROUX, C., 2016. *Analyse de cycle de vie conséquentielle appliquée aux ensembles bâtis*. Thèse de doctorat. S.l. : MINES ParisTech.
- ROUX, Charlotte, SCHALBART, Patrick et PEUPORTIER, Bruno, 2017. Development of an electricity system model allowing dynamic and marginal approaches in LCA—tested in the French context of space heating in buildings. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. Vol. 22, n° 8, pp. 1177-1190.
- RTE, 2019. *Bilan prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France*. 2019. S.l. : s.n.
- RTE, 2021. *Bilan électrique 2020*. 2021. S.l. : s.n.
- RTE, 2022. Futurs énergétiques 2050 : les scénarios de mix de production à l'étude permettant d'atteindre la neutralité carbone à l'horizon 2050. [en ligne]. [Consulté le 29 août 2023]. Disponible à l'adresse : <https://www.rte-france.com/analyses-tendances-et-prospectives/bilan-previsionnel-2050-futurs-energetiques>
- SEVILLA, F. R. Segundo, KNAZKINS, V., PARK, C. et KORBA, P., 2015. Advanced Control of Energy Storage Systems for PV Installation Maximizing Self-Consumption**The work reported in this paper was financed by the Swiss Competence Center for Energy Research, SCCER-FURIES. *IFAC-PapersOnLine*. Vol. 48, n° 30, pp. 524-528.
- SHAIKH, Pervez Hameed, NOR, Nursyarizal Bin Mohd, NALLAGOWNDEN, Perumal, ELAMVAZUTHI, Irraivan et IBRAHIM, Taib, 2014. A review on optimized control systems for building energy and comfort management of smart sustainable buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol. 34, pp. 409-429.
- SHEN, Eric, HU, Jia et PATEL, Maulin, 2014. Energy and visual comfort analysis of lighting and daylight control strategies. *Building and Environment*. Vol. 78, pp. 155-170.
- SHEWALE, Amit, MOKHADE, Anil, FUNDE, Nitesh et BOKDE, Neeraj, 2020. An Overview of Demand Response in Smart Grid and Optimization Techniques for Efficient Residential Appliance Scheduling Problem. *Energies*. Vol. 13, pp. 4266.

- TANG, Rui, WANG, Shengwei, SHAN, Kui et CHEUNG, Howard, 2018. Optimal control strategy of central air-conditioning systems of buildings at morning start period for enhanced energy efficiency and peak demand limiting. *Energy*. Vol. 151, pp.
- TANG, Rui, WANG, Shengwei et YAN, Chengchu, 2018. A direct load control strategy of centralized air-conditioning systems for building fast demand response to urgent requests of smart grids. *Automation in Construction*. Vol. 87, pp. 74-83.
- TEJERO-GÓMEZ, Juan A. et BAYOD-RÚJULA, Angel A., 2021. Energy management system design oriented for energy cost optimization in electric water heaters. *Energy and Buildings*. Vol. 243, pp. 111012.
- THIEBLEMONT, Hélène, HAGHIGHAT, Fariborz, OOKA, Ryoza et MOREAU, Alain, 2017. Predictive control strategies based on weather forecast in buildings with energy storage system: A review of the state-of-the art. *Energy and Buildings*. Vol. 153, pp. 485-500.
- ULBIG, Andreas et ANDERSSON, Göran, 2015. Analyzing operational flexibility of electric power systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. Vol. 72, pp. 155-164. DOI 10.1016/j.ijepes.2015.02.028.
- VAN MOESEKE, Geoffrey, BRUYÈRE, Isabelle et DE HERDE, André, 2007. Impact of control rules on the efficiency of shading devices and free cooling for office buildings. *Building and Environment*. Vol. 42, n° 2, pp. 784-793.
- VIDRIH, Boris, ARKAR, Ciril et MEDVED, Sašo, 2016. Generalized model-based predictive weather control for the control of free cooling by enhanced night-time ventilation. *Applied Energy*. Vol. 168, pp. 482-492.
- VORGER, E., 2014. *Étude de l'influence du comportement des occupants sur la performance énergétique des bâtiments*. Thèse de doctorat. S.I. : École nationale supérieure des mines de Paris.
- WAGIMAN, K.R., ABDULLAH, M.N., HASSAN, M.Y. et RADZI, N.H.M., 2019. A review on sensing-based strategies of interior lighting control system and their performance in commercial buildings. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*. Vol. 16, n° 1, pp. 208-215.
- WELCH, R. L. et VENAYAGAMOORTHY, G. K., 2006. Comparison of Two Optimal Control Strategies for a Grid Independent Photovoltaic System. In : *Conference Record of the 2006 IEEE Industry Applications Conference Forty-First IAS Annual Meeting*. pp. 1120-1127.
- WURTZ, Aurore, 2022. *Etude d'une procédure d'optimisation environnementale multicritère à l'échelle de l'îlot*. Thèse de Doctorat. Université Paris sciences et lettres.
- ZHAN, Sicheng et CHONG, Adrian, 2021. Data requirements and performance evaluation of model predictive control in buildings: A modeling perspective. *Renewable and Sustainable Energy Review*. Vol. 142, pp. 110835.

BIBLIOGRAPHIE

ZHANG, Hanbei, XIAO, Fu, ZHANG, Chong et LI, Rongling, 2023. A multi-agent system based coordinated multi-objective optimal load scheduling strategy using marginal emission factors for building cluster demand response. *Energy and Buildings*. Vol. 281, pp.

Annexe A. Formulation numérique des solutions

Le modèle de COMFIE est utilisé afin de décrire le bâtiment. La formulation classique du système d'état en U est utilisé pour un bâtiment monozone (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1994) :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A \cdot x(t) + B \cdot U(t) \\ Y(t) = C \cdot x(t) \end{cases} \quad (0.1)$$

- $x(t)$ est l'état du bâtiment.
- A est la matrice contenant les termes d'échange entre mailles.
- B est la matrice contenant les terme d'échange entre les mailles et les sollicitations.
- C est la matrice liant l'état à la sortie.
- $U(t)$ sont les sollicitations.
- $Y(t)$ est la sortie du modèle.

Ce système se résout grâce à une intégration analytique par la méthode de variation de la constante, suivi d'une résolution numérique avec discrétisation. Après intégration et discrétisation sur un pas de temps Δt , le système se réécrit :

$$\begin{cases} x(t + \Delta t) = (E - I) \cdot A^{-1} \cdot [B \cdot U] + E \cdot x(t) \\ Y(t + \Delta t) = C \cdot x(t + \Delta t) \end{cases} \quad (0.2)$$

où $E = e^{\Delta t \cdot A}$ et I est la matrice identité.

$M_u = (E - I) \cdot A^{-1} \cdot B$: une séparation des sollicitations est appliquée entre :

- les sollicitations intérieures incluant le chauffage P_{ch} et les apports internes U_i (occupation par exemple) ;
- les sollicitations extérieures notées U_e incluant la température extérieure et le rayonnement solaire notamment.

La matrice B est également séparée en fonction des sollicitations, ce qui donne :

- $M_u^i = (E - I) \cdot A^{-1} \cdot B_{int}$ pour les apports internes.
- $M_u^e = (E - I) \cdot A^{-1} \cdot B_{ext}$ pour les apports externes.

La première équation du système (0.2) se réécrit :

$$x(t + \Delta t) = M_u^i \cdot [P_{ch}(t) + U_i(t)] + M_u^e \cdot U_e(t) + E \cdot x(t) \quad (0.3)$$

En régime dynamique et à partir du système (0.2), la sortie du système $Y(t + \Delta t)$ est déterminée :

$$Y(t + \Delta t) = C \cdot x(t + \Delta t) = C \cdot \{M_u^i \cdot [P_{ch}(t) + U_i(t)] + M_u^e \cdot U_e(t) + E \cdot x(t)\} \quad (0.4)$$

La puissance du chauffage en est déduite :

$$P_{ch}(t) = (C M_u^i)^{-1} \cdot \{Y(t + \Delta t) - C \cdot M_u^i \cdot U_i(t) - C \cdot M_u^e \cdot U_e(t) - C \cdot E \cdot x(t)\} \quad (0.5)$$

$Y(t + \Delta t)$ représente la consigne de température utilisée pour le calcul des besoins de chauffage. Dans le cas d'un stockage de chaleur elle est fixée par la contrainte de température maximale et dans le cas d'un effacement elle est fixée à la contrainte de température de confort minimale.

Annexe B. Résultats supplémentaires en bizonne

B.1. Traitement de l'erreur de prévision de l'occupation

Les erreurs de modélisation n'ont pas d'impact conséquent sur les corrections du régulateur ce qui est attendu au vue de la ressemblance du modèle réduit par rapport au modèle complet. Dans un contexte d'expérience virtuelle, et étant donné que le régulateur n'est mis en marche que lorsque les contraintes de confort ne sont pas respectées, une erreur sur les prévisions de sollicitations internes est appliquée afin d'illustrer davantage son apport à la stratégie optimale.

Le calcul de commande prédictive se fait en supposant que sollicitations internes d'occupation sont connues à l'avance. Lors de l'étape de suivi de la trajectoire, les données d'occupation sont remises à zéro. Cela permet d'illustrer un exemple de commande prédictive dans le cas où une inoccupation imprévue intervient pendant une semaine. Le rôle du régulateur est démontré alors dans une première configuration d'incertitude sur les sollicitations. Les sollicitations extérieures quant à elles restent inchangées et supposées parfaitement connues à l'avance.

La Figure B.1 et la Figure B.2 reportent les profils de puissance de référence (en bleu) calculés pendant l'étape de planification de la trajectoire et de puissance régulée (en orange) qui représente la correction du régulateur PI pendant l'étape de suivi de trajectoire. Ce dernier est activé lorsque la température mesurée (par le modèle complet) ne respecte pas les contraintes de confort dans le cas de perturbation sur les données de sollicitations internes. Les sollicitations externes sont supposées parfaitement connues.

Les périodes de stockage restent inchangées. En effet, à partir du moment où la contrainte maximale est respectée la trajectoire de référence n'a pas besoin de correction. En revanche, pendant les périodes de satisfaction des besoins la puissance de référence diffère de celle régulée. Cela indique que le régulateur a été actionné afin de corriger la trajectoire de manière à respecter la consigne de température minimale. Le régulateur applique une correction de la puissance de chauffage pendant les heures pleines et de pointe. Cela est dû à la différence des scénarios d'occupation entre l'étape de planification et celle du suivi de trajectoire qui a un impact conséquent. En effet, dans ce cas d'étude c'est pendant ces périodes de satisfaction du besoin que l'apport interne de l'occupation est le plus important, ce qui permet l'effacement lors de l'étape de planification. La prise en compte des sollicitations internes réelles (inoccupation imprévue) engendre une surconsommation non anticipée et donc un coût plus élevé.

La Figure B.3 et la Figure B.4 superposent les températures de référence (courbe bleue), les températures mesurées sans correction du régulateur PI (courbe verte) et enfin les températures mesurées avec correction du PI (courbe orange). La température de référence suit la puissance optimale calculée avec le modèle réduit et un scénario d'occupation standard. La température

mesurée sans correction passe sous la température minimale de 19 °C car elle correspond au modèle complet en l'absence d'occupation et de régulation. Dans ce cas, la commande de référence est sous-optimale car les prévisions de sollicitations internes sont erronées et aucun suivi n'est activé. Le contrôleur PI a un effet sur la température mesurée avec la régulation car il maintient la consigne minimale pendant les heures pleines et de pointe en considérant le changement d'occupation pendant l'étape de suivi. En réalité, la consigne minimale de 19 °C n'est pas strictement maintenue par le régulateur mais elle se rapproche de cette valeur. La température mesurée ne dépasse tout de même pas le seuil de 18,9 °C. Étant à l'échelle d'un pas de temps d'une minute, augmenter le gain ou limiter davantage le dépassement de consigne engendre des oscillations très rapides de la puissance car elle devient plus sensible au bruit. Le bruit fait référence ici aux perturbations auxquelles est sujet le système. Si le gain choisi est trop élevé, la sensibilité du système aux perturbations augmente. Ainsi de faibles fluctuations dues au bruit pourraient entraîner des variations très rapides autour de la consigne. Afin de maintenir une régulation stable et précise malgré ces perturbations il est essentiel de choisir un paramétrage adapté du régulateur PI.

Un surcoût de 40 % est généré par le régulateur en cas de mauvaise estimation de l'occupation par rapport à la puissance de référence. Cela permet tout de même de réduire de 16 % la facture par rapport à une régulation classique.

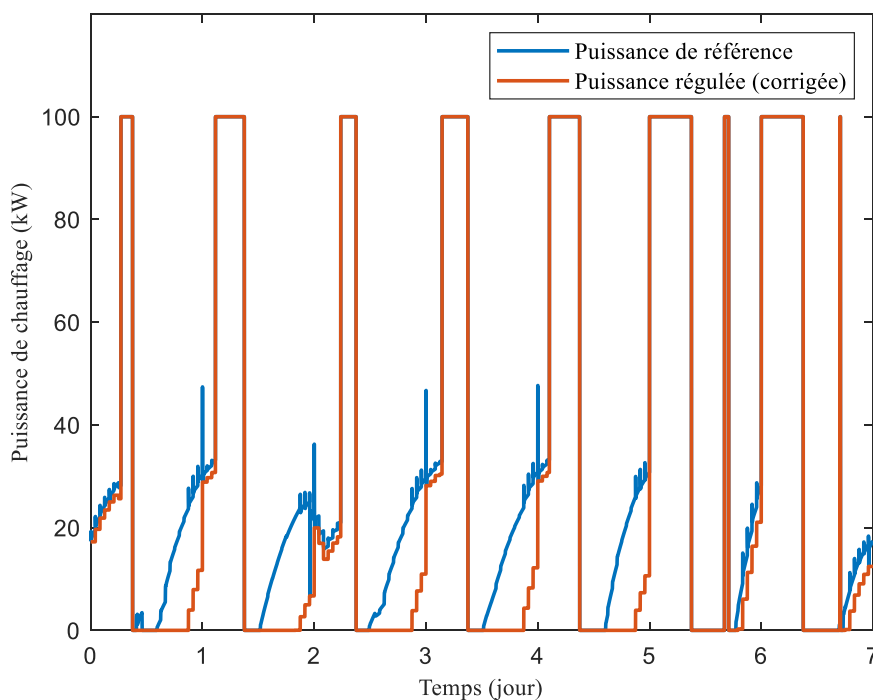


Figure B.1 : Comparaison entre la puissance de référence et la puissance régulée dans le cas d'une erreur de prévision de l'occupation pour la zone de bureau

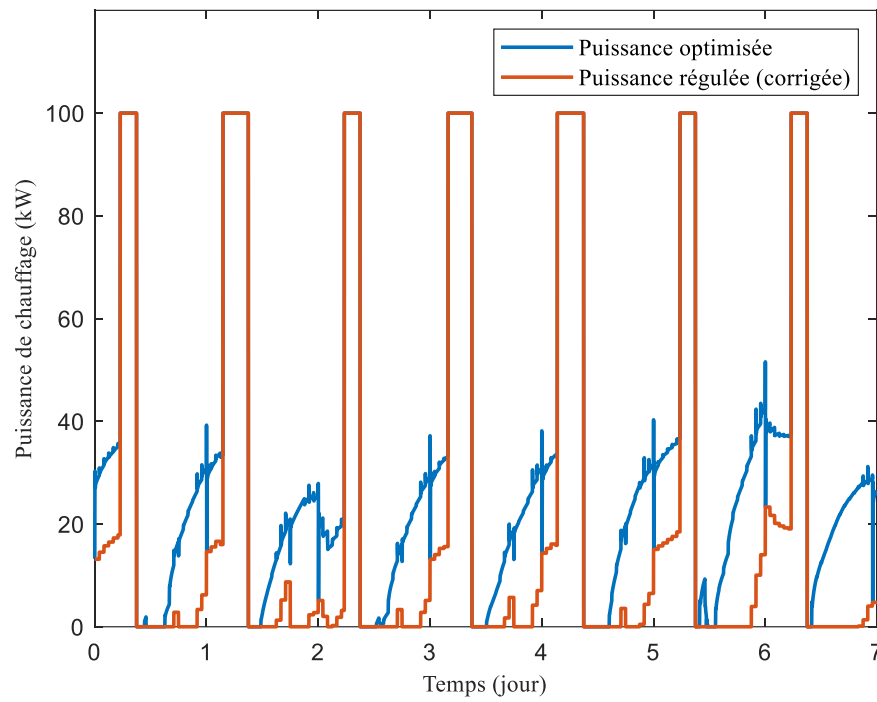


Figure B.2 : Comparaison entre la puissance de référence et la puissance régulée dans le cas d'une erreur de prévision de l'occupation pour la zone de logement

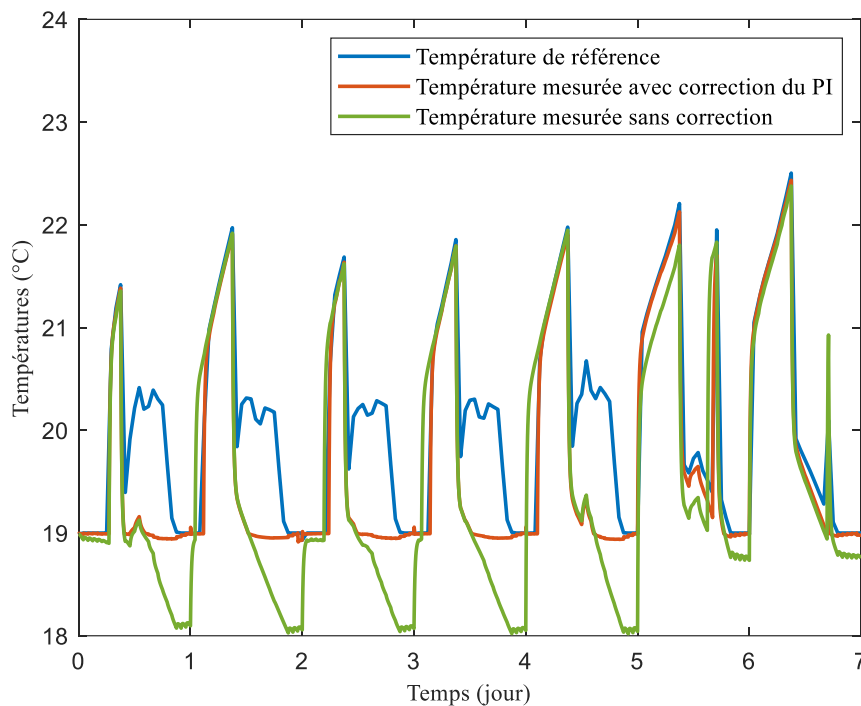


Figure B.3 : Comparaison entre la température de référence et la température mesurée (avec et sans régulateur) dans le cas d'une erreur de prévision pour la zone de bureau

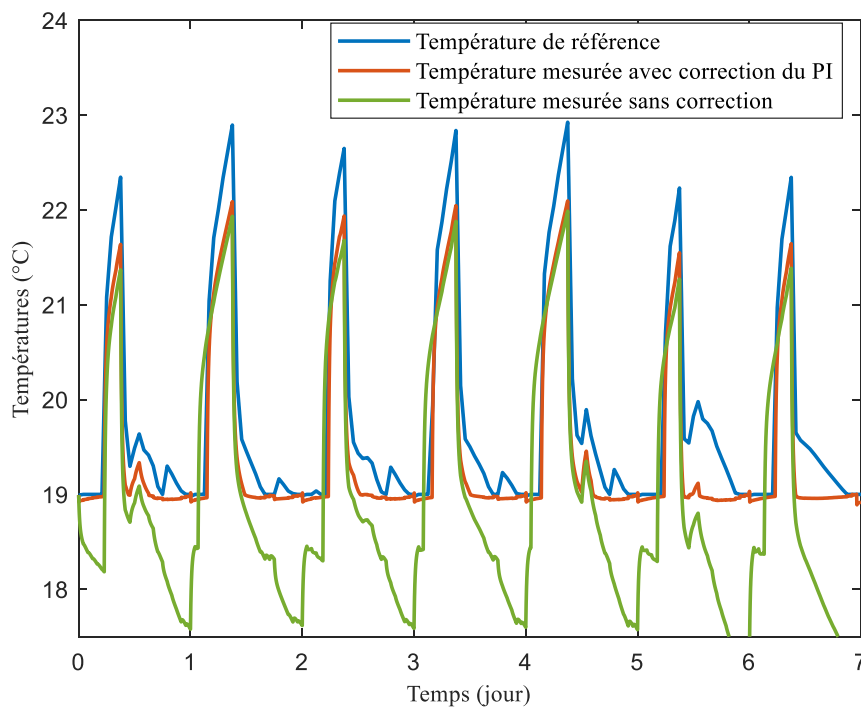


Figure B.4 : Comparaison entre la température de référence et la température mesurée (avec et sans régulateur) dans le cas d'une erreur de prévision pour la zone de logement

Annexe C. Résultats supplémentaires pour l'îlot

C.1. Stratégie optimale par bâtiment de l'îlot sans PV

Les résultats de la CPBP multizone appliquée à l'îlot en l'absence de la production locale sont représentés en détails pour chaque bâtiment. Les profils optimaux de puissance de chauffage ainsi que les températures intérieures correspondantes sont exposés pour les zones chauffées.

Les Figure C.5 et Figure C.6 illustrent la commande prédictive du bâtiment HLM non rénové. En l'absence d'isolation, l'efficacité du stockage de chaleur est limitée. Dans la zone 1, on ne constate qu'un bref stockage en fin d'heure creuse et pleine qui permet d'augmenter la température afin d'anticiper un léger effacement respectivement en début d'heure pleine et de pointe. Cette zone est en contact avec une zone non chauffée. Dans la zone 3 (intermédiaire) le stockage de la chaleur permet d'effacer certaines consommations d'heures creuses et de pointe. Cette zone échange avec deux zones chauffées, malgré cela le manque d'isolation induit un double stockage en heure creuse et pleine afin d'atteindre l'objectif de minimisation. Enfin dans la zone 4 qui représente le dernier étage, un double stockage permet tout de même d'opérer un effacement. Cette zone permet davantage d'effacement que la zone 2 du fait de l'isolation de la toiture.

Les Figure C.7 et Figure C.8 exposent les résultats du bâtiment HLM rénové avec changement d'orientation. Les périodes de stockage semblent être plus importantes par rapport au cas non rénové. Pour la zone 2 le double stockage est maintenu tous les jours de la semaine, mais l'effacement des consommations pleines et de pointe augmente. Pour ce qui est de la zone 3 intermédiaire, le double stockage est fortement diminué et aucun stockage ne semble nécessaire les trois derniers jours de la semaine. Il en est de même pour la zone 4 où le stockage est plus efficace et permet d'effacer de manière significative les consommations en heures pleines et de pointe. Ces résultats indiquent que le changement du vitrage et l'ajout de l'isolation apporte un réel bénéfice et permet de minimiser davantage le coût du chauffage tel qu'il a été constaté au §4.1.

Les Figure C.9 et Figure C.10 récapitulent les résultats de la résidence les Roches Blanches. C'est le bâtiment enregistrant le gain le plus important de l'îlot. Le bâtiment basse consommation permet un stockage plus efficace qui permet d'effacer complètement la majorité des consommations en heures pleines et de pointe. Un double stockage est constaté pour les zone 2 et 3 qui décrivent les étages au rez-de-chaussée et en R+1, ce qui est principalement lié aux échanges ayant lieu avec la zone 1 non chauffée.

Les Figure C.11 et Figure C.12 représentent les résultats de commande prédictive pour le bâtiment tertiaire A. Celui-ci diffère des cas résidentiels de par la double consigne imposée avec un réduit de température en périodes d'inoccupation. La stratégie optimale dans ce cas s'apparente à une régulation classique de maintien des consignes de température. Cela peut être observé à travers

les puissances de chauffage principalement appliquées en période d'occupation et les profils de température où la consigne de 19 °C est maintenue. Il peut également être constaté que pendant les périodes de maintien de la consigne, la puissance de chauffage atteint son maximum donnant l'impression qu'un stockage de chaleur est appliqué. Mais ceci est contredit par les profils de température. Ainsi l'introduction de la double consigne semble mettre en difficulté la stratégie optimale dans le sens où le chauffage, limité en puissance maximale, ne suffit pas pour permettre un stockage de chaleur efficace pour l'effacement et la minimisation du coût. La minimisation du coût est de seulement 5 % pour ce bâtiment. La commande prédictive a été testée pour ce bâtiment en imposant une consigne minimale de confort de 19 °C tout le temps, la réduction de la facture s'élève à 14 %. Ainsi la mise en place de la double consigne est déjà une forme de régulation permettant de réduire les coûts du chauffage, et qui peut être légèrement améliorée avec une gestion optimale. Le gain pourrait être plus important si le dimensionnement du chauffage se basait sur la mise en place d'une stratégie de gestion pouvant atteindre des puissances maximales plus importantes afin d'opérer du stockage de chaleur efficace. Cependant, le coût d'investissement ainsi que le coût de l'abonnement d'électricité risque de contrebalancer ce gain. Une étude approfondie peut être envisagée afin de prendre en compte les coûts d'investissement et d'abonnement dans l'optimisation. D'autre part l'intérêt de la gestion optimale est peut-être réduit dans le cas de bâtiments assez performants même avec une régulation classique.

Les Figure C.13 et Figure C.14 illustrent les commandes prédictive du bâtiment tertiaire B qui est passif. Malgré la double consigne le stockage de chaleur est tout de même possible dans les zones 1 et 3 et permet de réduire la facture totale du bâtiment. Dans la zone intermédiaire, la stratégie correspond à la satisfaction des besoins pour le maintien des consignes. Cela est lié aux apports de chaleur provenant des deux zones (plus chaudes) avec laquelle elle échange.

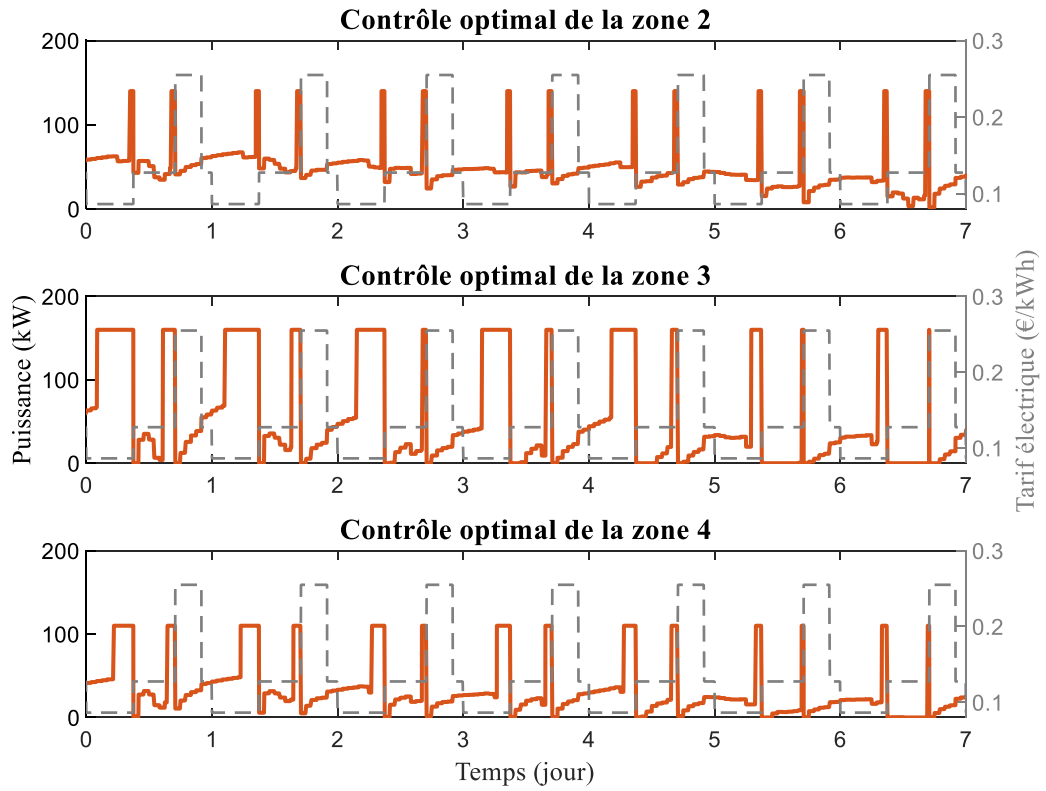


Figure C.5 : Profils de puissance de chauffage pour chaque zone du bâtiment HLM non rénové

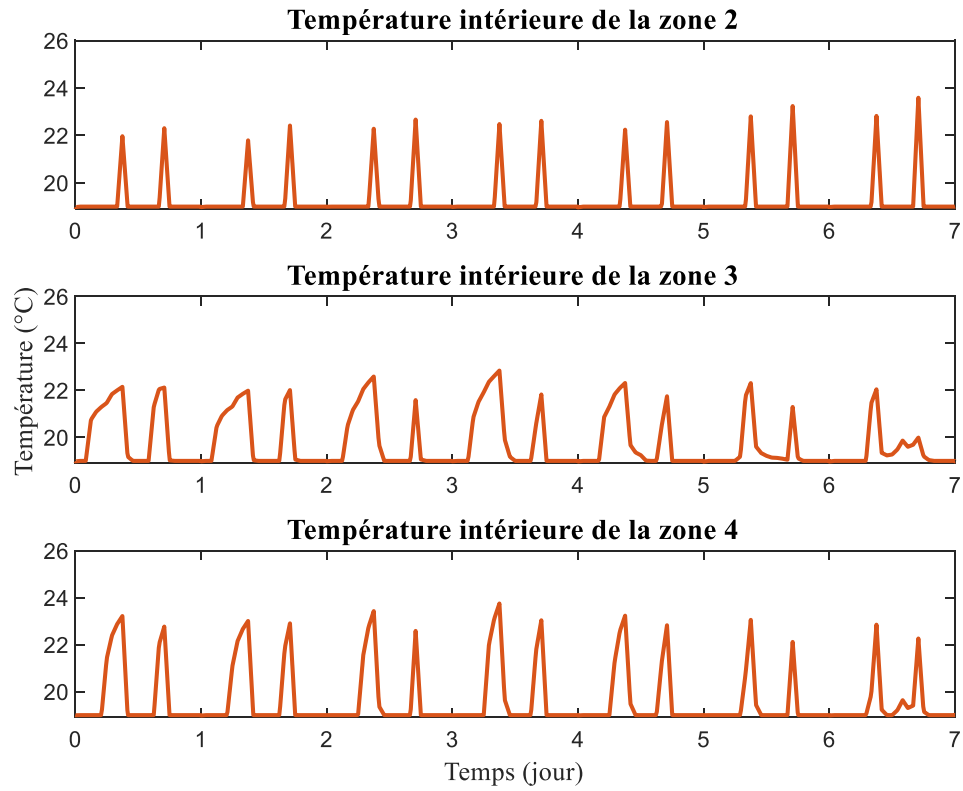


Figure C.6 : Profils de température intérieure pour chaque zone du bâtiment HLM non rénové

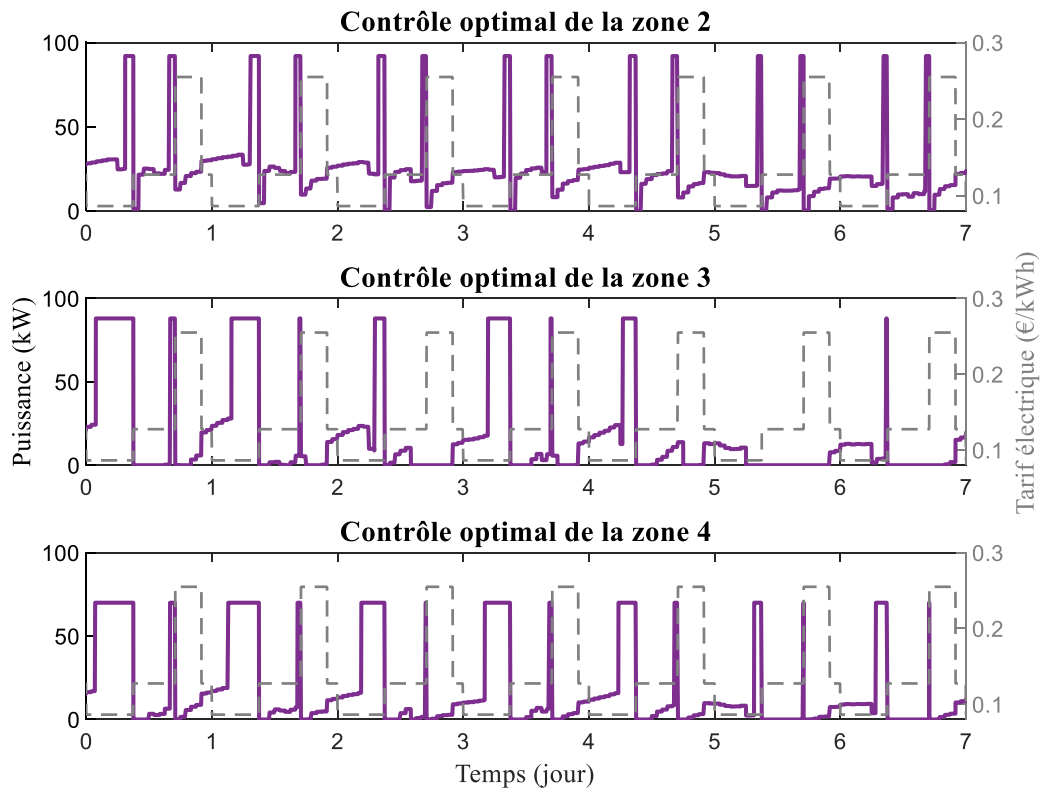


Figure C.7 : Profils de puissance de chauffage pour chaque zone du bâtiment HLM rénové

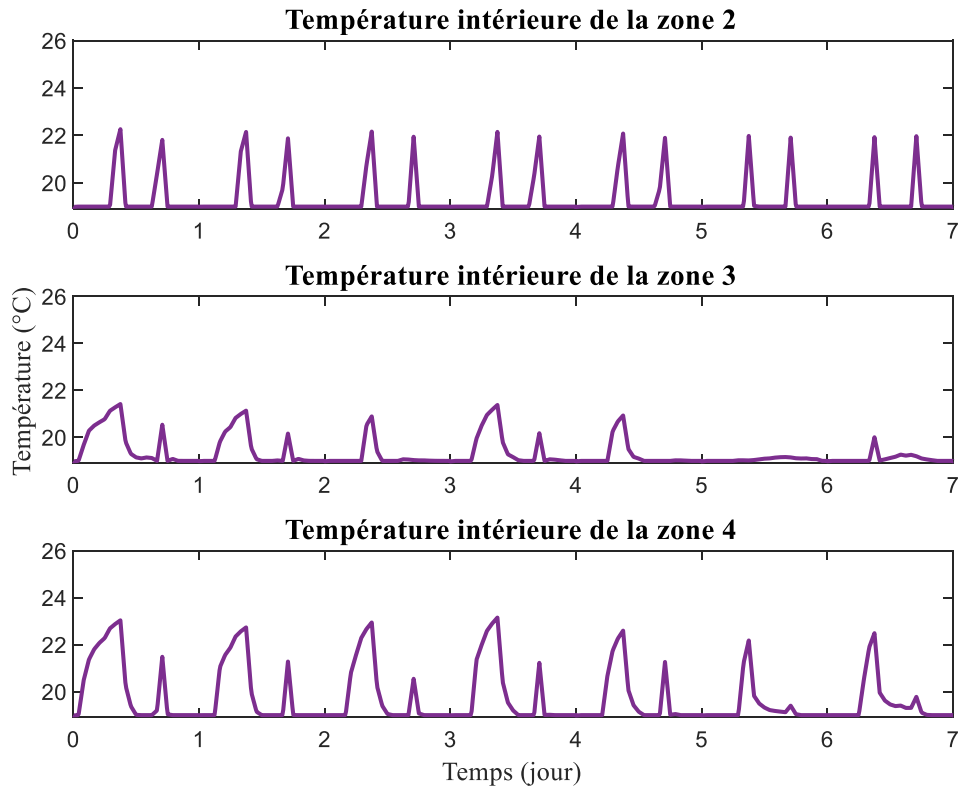


Figure C.8 : Profils des températures intérieures pour chaque zone du bâtiment HLM rénové

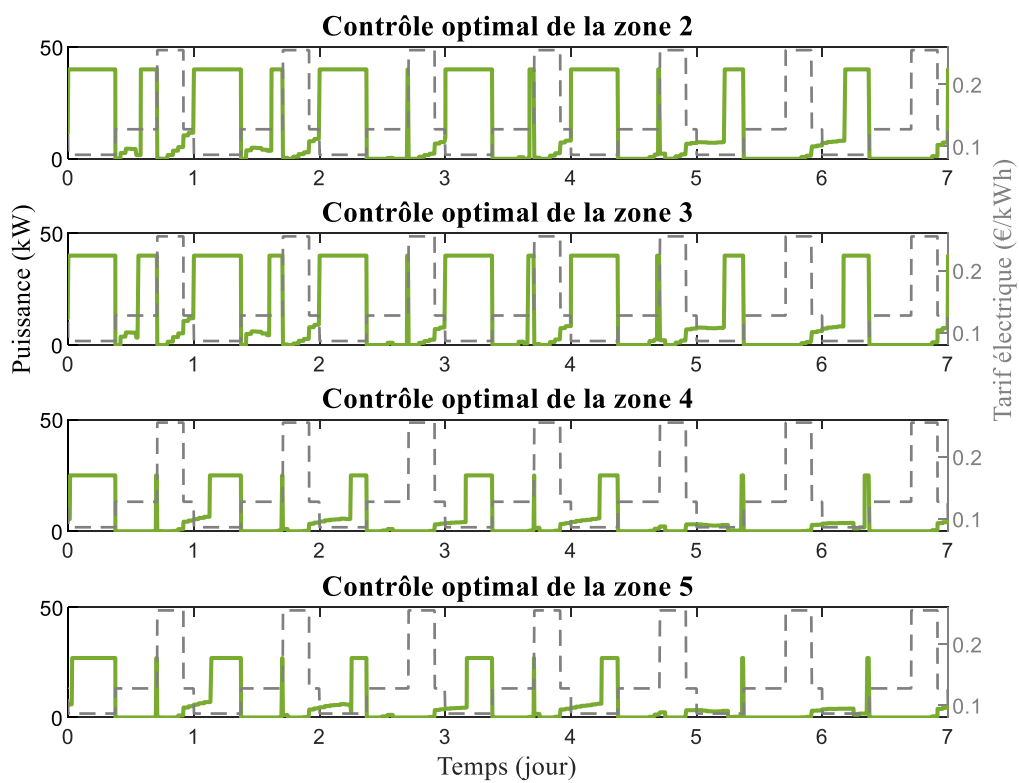


Figure C.9 : Profils de puissance de chauffage pour chaque zone du bâtiment les Roches Blanches

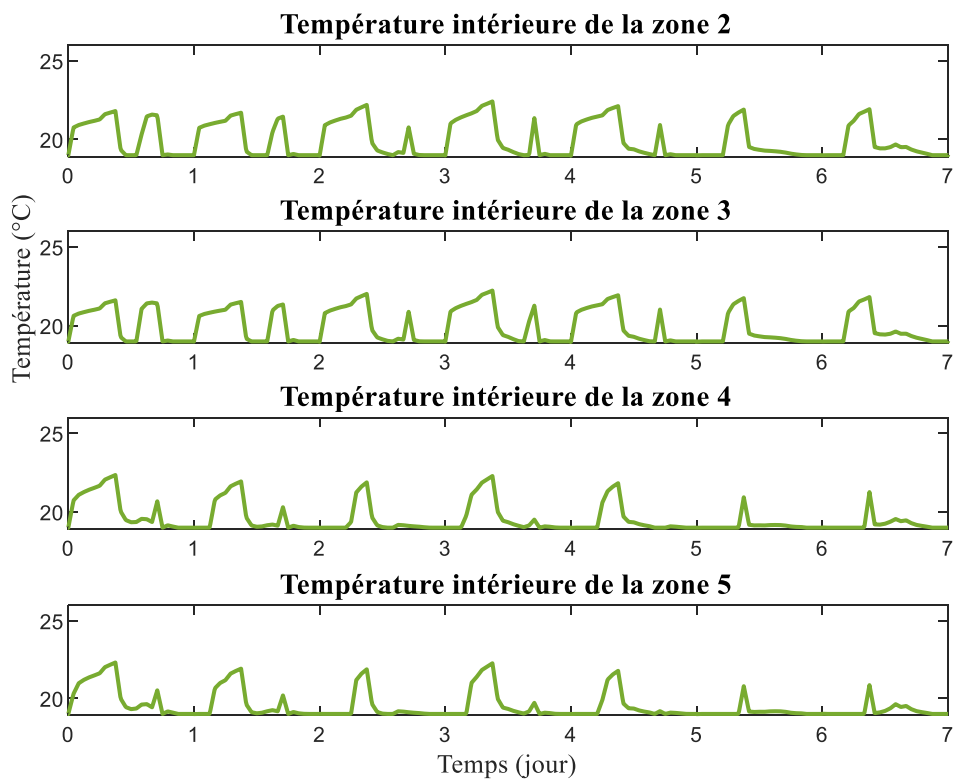


Figure C.10 : Profils température intérieure pour chaque zone du bâtiment les Roches Blanches

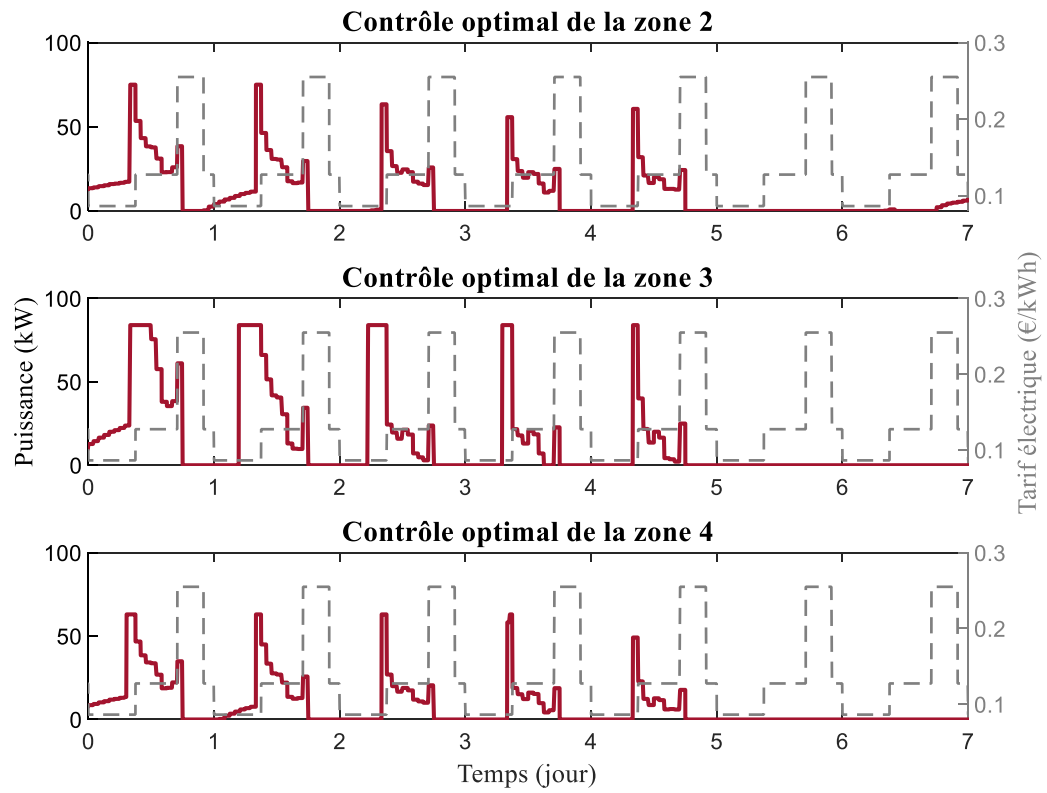


Figure C.11 : Profils de puissance de chauffage pour chaque zone du bâtiment tertiaire A

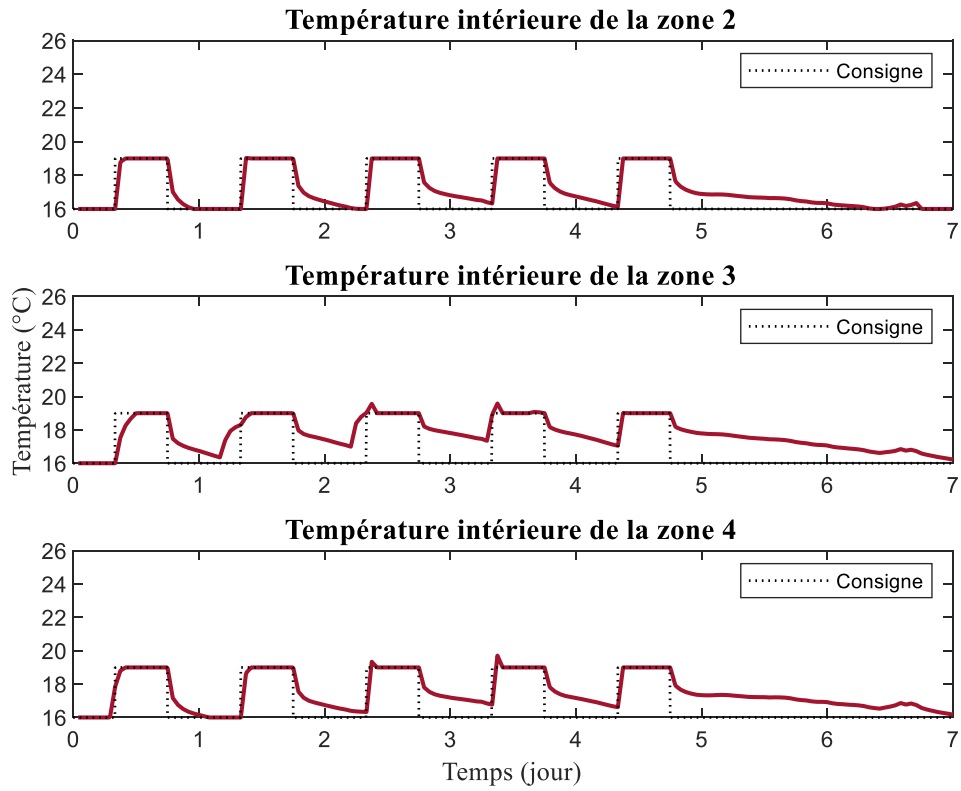


Figure C.12 : Profils de températures intérieures pour chaque zone du bâtiment tertiaire A

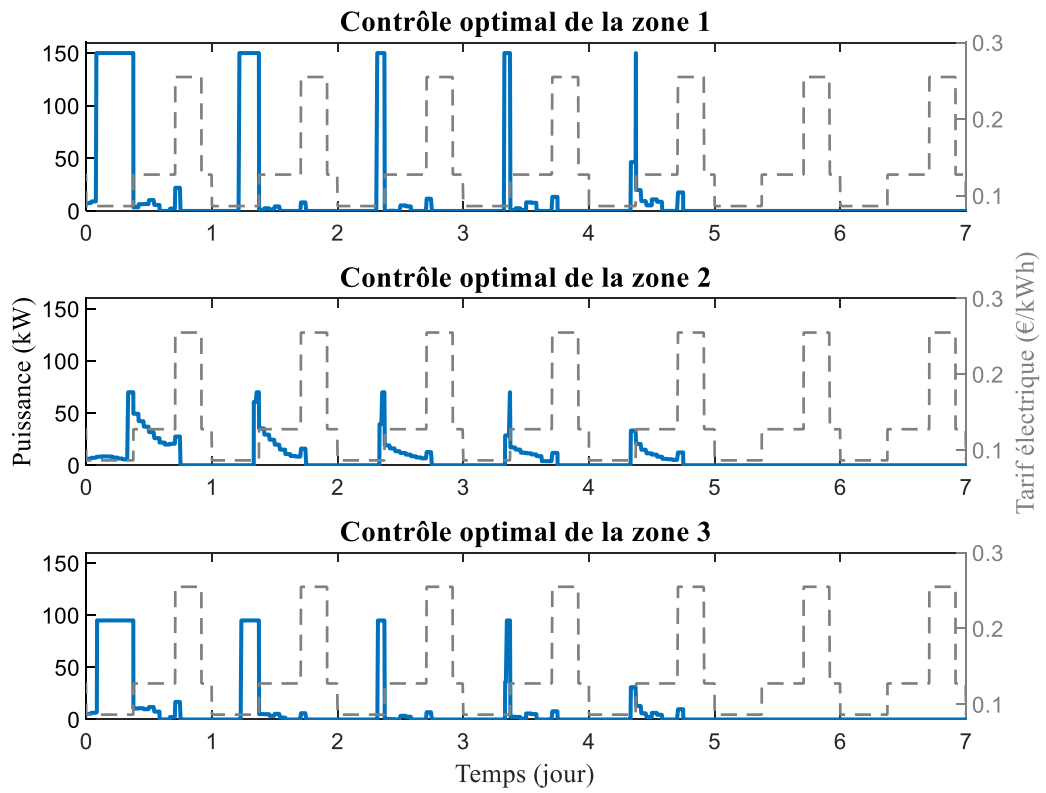


Figure C.13 : Profils de puissance de chauffage pour chaque zone du bâtiment tertiaire B

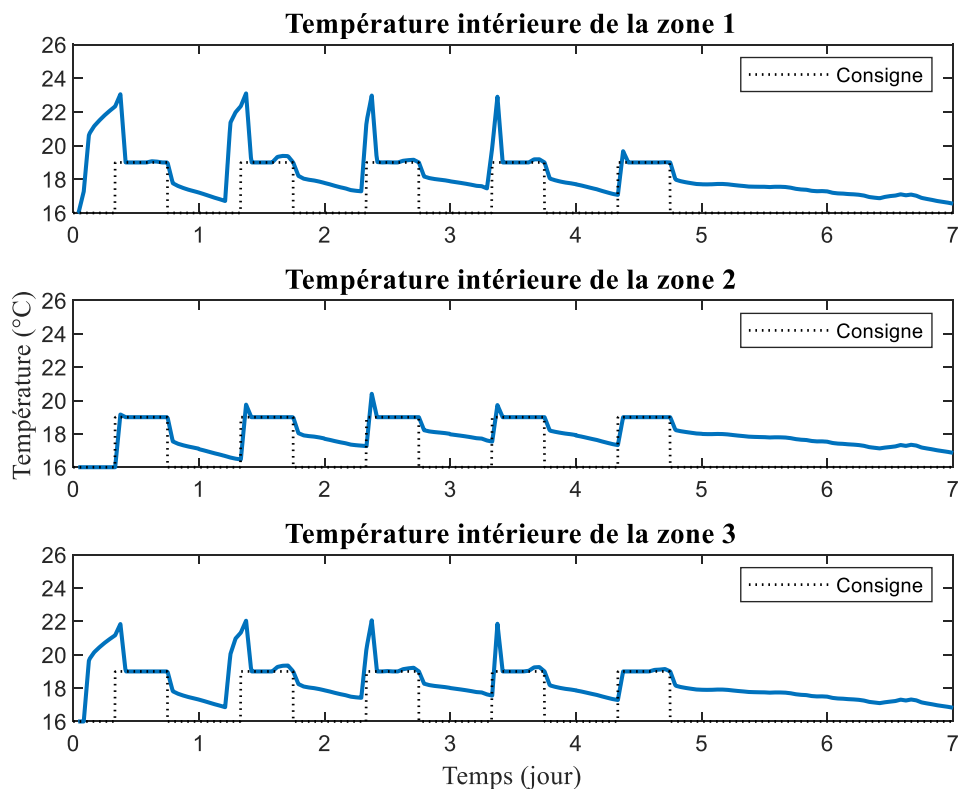


Figure C.14 : Profils de températures intérieure pour chaque zone du bâtiment tertiaire B

C.2. Stratégie optimale par bâtiment de l'îlot avec PV

Les résultats de la CPBP multizone appliquée à l'îlot en introduisant la production locale sont représentés en détail pour chaque bâtiment. Les stratégies locales d'autoconsommation sont d'abord comparées entre la distribution au prorata des besoins et les stratégies où à tour de rôle un bâtiment est priorisé en terme d'allocation de la production renouvelable. Les résultats sont récapitulés dans le Tableau C.1 en terme de coût, consommations effacées et taux d'autoconsommation pour chaque zone thermique chauffée de l'îlot. Le même code couleur est appliqué pour chaque bâtiment que pour les graphiques présentés auparavant.

Il peut être noté que pour les stratégies d'allocation prioritaire du PV au sein d'un unique bâtiment le surplus n'est souvent pas assez important pour être réinjecté à un autre bâtiment pour sa gestion du chauffage à l'exception des bâtiments les Roches Blanches et le tertiaire B qui semblent avoir assez de PV en surplus pour l'affecter par exemple au bâtiment tertiaire A. Cela nécessite d'être testé afin de déterminer s'il est plus rentable de revendre le surplus ou de l'affecter s'il est assez important à un autre bâtiment.

Le Tableau C.2 récapitule les stratégies globales à l'échelle de l'îlot où les factures totales du chauffage sont calculées en fonction de la stratégie appliquée : régulation classique ou gestion optimale. Il est constaté que les stratégies de priorisation de l'autoconsommation au sein d'un unique bâtiment ne produisent pas de meilleurs résultats que l'autoconsommation au prorata des besoins

annuels. Par ailleurs, la priorisation du bâtiment le moins performant (HLM non rénové) semble se rapprocher le plus du résultat de l'allocation proportionnelle et c'est le bâtiment le plus performant (tertiaire B) qui s'y éloigne le plus ce qui semble aller dans le sens de l'argumentaire d'une allocation de la production PV en fonction des performances thermiques du bâtiment. Cela étant dit, la stratégie optimale avec revente totale reste celle qui offre le meilleur gain en terme de minimisation du coût.

Tableau C.1 : Comparaison des optimisations locale obtenues en fonction de la stratégie d'autoconsommation appliquée

Bâtiment	Stratégie	Coût de la stratégie	Heures de pointe effacées	Heures pleines effacées	PV autoconsommé	Surplus de PV
HLM non rénové	Prioritaire	40 644 €	51 %	37 %	99,8 %	0,2 %
	Prorata des besoins	45 587 €	47 %	27 %	45 %	0 %
HLM rénové	Prioritaire	14 023 €	73 %	62 %	99 %	1 %
	Prorata des besoins	20 558 €	62 %	43 %	23 %	0 %
Les Roches Blanches	Prioritaire	5 790 €	90 %	37 %	84,7 %	15,3 %
	Prorata des besoins	12 739 €	90 %	65 %	15 %	0 %
Tertiaire A	Prioritaire	5 034 €	55 %	63 %	96,7 %	3,3 %
	Prorata des besoins	10 603 €	26 %	27 %	10 %	0 %
Tertiaire B	Prioritaire	1 359 €	68 %	79 %	86,9 %	13,1 %
	Prorata des besoins	6 494 €	53 %	64 %	7 %	0 %

Tableau C.2 : Comparaison des factures globales à l'échelle de l'îlot obtenues en fonction de la stratégie de gestion appliquée

	Coût global
Régulation classique sans PV	119 598 €
Régulation classique avec revente totale	106 402 €
Régulation classique autoconsommation au prorata des besoins	108 194 €
Stratégie optimale sans PV	105 622 €
Stratégie optimale avec revente totale	92 426 €
Stratégie optimale avec autoconsommation au prorata des besoins	95 980 €
Stratégie optimale avec allocation du PV dans le HLM rénové	96 773 €
Stratégie optimale avec allocation du PV dans le HLM non rénové	96 213 €
Stratégie optimale avec allocation du PV dans les Roches Blanches	97 219 €
Stratégie optimale avec allocation du PV dans le tertiaire A	99 105 €
Stratégie optimale avec allocation du PV dans le tertiaire B	100 025 €

RÉSUMÉ

Face au contexte de tension sur le réseau électrique provoquée par la demande de pointe et de la transition énergétique et écologique où le bâtiment est au cœur des considérations, il est plus que nécessaire d'implémenter une gestion plus appropriée de la consommation qui permette de réduire les bilans environnementaux, et économiques des bâtiments. L'objectif de cette thèse réside dans la proposition d'une nouvelle méthode de contrôle optimale du chauffage électrique dans les bâtiments. L'apport original repose sur la combinaison des deux principes de Pontriaguine et de Bellman pour développer une méthode de résolution précise et rapide. La stratégie détermine une trajectoire de chauffage qui permet de minimiser le coût ou les émissions de gaz à effet de serre tout respectant les contraintes de dynamique, de confort et de capacité du système de chauffage. La trajectoire optimale opère un stockage dans la masse thermique du bâtiment qui efface les consommations de pointe. Le second objectif de la thèse porte sur l'extension de la méthode à l'échelle d'un îlot incluant une production renouvelable locale.

MOTS CLÉS

Bâtiment, Contrôle optimal, Contrôle prédictif, Énergétique, Énergies renouvelable, Stockage thermique

ABSTRACT

In the context of high peak demand which causes tension on the electrical grid and the energy and ecological transition which highly focuses on the building sector, it is more than necessary to implement an appropriate management of the consumption in order to mitigate the environmental, energy and economic impacts of buildings. The objective of this thesis lies in the proposal of a new method of optimal control of electric heating in buildings. The original contribution of this work stems from the combination of the two principles of Pontryagin and Bellman to develop a precise and fast resolution method. The strategy determines a heating trajectory that minimises the cost or greenhouse gases emissions while respecting the dynamics, comfort and command constraints. The optimal trajectory induces heat storage in the thermal mass of the building which shifts peak consumption. The second objective of the thesis is to extend the method to the scale of a set of buildings equipped with a local renewable production.

KEYWORDS

Building, Optimal control, Model Predictive Control, Energy, Renewable Energy, Heat Storage