



Principes et développement d'un outil de création générique de contrôleurs prédictifs optimisés pour la gestion énergétique à l'échelle quartier

Mathieu Brugeron

► To cite this version:

Mathieu Brugeron. Principes et développement d'un outil de création générique de contrôleurs prédictifs optimisés pour la gestion énergétique à l'échelle quartier. Energie électrique. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2021. Français. NNT : 2021GRALT067 . tel-03529210

HAL Id: tel-03529210

<https://theses.hal.science/tel-03529210>

Submitted on 17 Jan 2022

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

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Génie Electrique**

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Mathieu BRUGERON

Thèse dirigée par **Yves MARECHAL**, Professeur des universités, INPG,
Co-encadrée par **Frederic WURTZ**, Directeur de recherche, CNRS et
Co-encadrée par **Peter RIEDERER**, Ingénieur Docteur, CSTB

préparée au sein du **G2eLab**
dans l'**École Doctorale EEATS**

Principes et développement d'un outil de création générique de contrôleurs prédictifs optimisés pour la gestion énergétique à l'échelle quartier

Thèse soutenue publiquement à la date du **05 Juillet 2021**.
devant le jury composé de :

Mme. Monika WOLOSZYN

Professeure des universités, Université Savoie Mont Blanc, Présidente du jury

M. Christian GHIAUS

Professeur des universités, INSA Lyon, Rapporteur

M. Hervé GUEGUEN

Professeur des universités, Centrale Supélec, Rapporteur

M. Yves MARECHAL

Professeur des universités, INPG, Membre

M. Frédéric WURTZ

Directeur de Recherche, CNRS, Membre

M. Peter RIEDERER

Docteur Ingénieur, CSTB, Invité

M. Patrick BEGUERY

Docteur Ingénieur, Schneider Electric, Invité



Introduction générale

Le changement climatique est un enjeu crucial de notre siècle. Face à ses conséquences sur les écosystèmes et notre société, les pouvoirs publics n'ont cessé de promulguer des réglementations en faveur d'une transition énergétique. Le secteur du bâtiment est un des principaux secteurs émetteurs de gaz à effet de serre et son action est importante dans cette transition. Cela s'est traduit à l'échelle du bâtiment avec la mise en œuvre d'équipements à haute performance énergétique, une isolation plus importante et une adaptation des comportements des usagers.

De nouveaux systèmes de production d'énergie apparaissent, de nouveaux acteurs sont impliqués et des systèmes de stockage de l'énergie se diffusent. Ces changements amènent à reconsidérer les systèmes de gestion de l'énergie au niveau du quartier, les systèmes classiques, souvent réactifs, peinant à soutenir les nouvelles spécificités de ces réseaux.

De plus, les systèmes de mesure se démocratisant, de nombreux flux de données deviennent exploitables et intégrables dans des méthodes de prédiction et de calibration de modèles physiques représentatifs des systèmes contrôlés. Dans ces conditions, les contrôleurs prédictifs à base de modèle ou MPC (Model Predictive Controller) deviennent envisageables et constituent une approche innovante et performante de gestion de l'énergie. Cependant, en dépit des nombreuses solutions développées à l'échelle de bâtiment ou du quartier, on observe un certain manque de généralité dans ces propositions.

C'est dans ce contexte que les principes de base d'un outil de création générique de MPC ont été mis en place dans le cadre de ces travaux de thèse. Fondée sur une architecture orientée objet, cet outil a pour but à terme de pouvoir proposer des stratégies de gestion optimisées pour n'importe quelle typologie de quartiers, nous montrerons dans ce manuscrit l'efficacité à l'échelle d'un îlot urbain d'une dizaine de bâtiments.

Structure du document

Le premier chapitre est consacré à une introduction du contexte des travaux de thèse, en s'intéressant aux causes et conséquences du changement climatique et à l'impact du secteur du bâtiment sur les émissions de gaz à effet de serre.

Dans le second chapitre, les méthodes employées sont décrites à travers un exemple simple mais suffisamment représentatif à l'échelle d'un système énergétique. L'idée est d'utiliser cette échelle pour intégrer des notions de prédictions, de calibration des modèles et des logiques de formulation différentes. On choisit alors un ballon solaire thermique dans un logement d'habitation dont on souhaite gérer la fourniture d'eau chaude sanitaire. Cet exemple permet alors de considérer les spécificités et fonctionnalités d'un MPC pour ensuite pouvoir proposer une architecture pour l'outil de création générique de MPC.

Le troisième chapitre se consacre tout d'abord à un état de l'art des MPC en les classifiant en fonction de leur type de distribution de contrôle (centralisée, décentralisée, hiérarchique et distribuée) pour ensuite présenter le fonctionnement de l'architecture générique de l'outil de création de MPC. Composée de différentes classes d'objets permettant la création du MPC, sa configuration, son initialisation, sa modélisation ou encore sa connexion avec le système contrôlé, l'outil permet alors de générer une stratégie de gestion optimale via l'orchestration des différents composants du MPC.

Le quatrième chapitre se concentre sur les modèles de zone thermique qui constituent un aspect essentiel. Leurs principes sont décrits, en détaillant une procédure d'identification spécifique à base d'analyse de sensibilité, avec des variantes de modèles et des méthodes de prédiction différentes. Cette étape de test à l'échelle du bâtiment permet de valider la généricité et le potentiel de cette approche. Des résultats de couplage avec un simulateur sont présentés afin d'en montrer l'efficacité.

Le cinquième chapitre est consacré à un cas d'étude démonstratif consistant en un quartier de petite taille composé d'une dizaine de bâtiments avec des utilisations différentes (logements et bureaux) alimentés en électricité par une centrale de production photovoltaïque en autoconsommation collective. On y décrit le processus de création automatique, basé sur un ensemble de modèles, permettant d'obtenir le MPC. L'influence des paramètres de configuration est testée, et ce modèle a valeur de preuve de concept.

Enfin, la dernière partie aborde les différentes perspectives d'évolution comme notamment une montée en complexité dans les structures de distribution du contrôle des MPC, un passage à l'échelle concernant le nombre de bâtiments présent dans un quartier et la mise en place d'un protocole de communication à un système réel.

Table des matières

1	Introduction	2
1.1	De l'impact du changement climatique global sur le secteur du bâtiment à la problématique de ces travaux de thèse	2
1.2	Evaluation de l'impact du secteur du bâtiment sur le changement climatique . .	4
1.2.1	Le changement climatique comme l'enjeu crucial des prochaines décennies	4
1.2.1.1	Les causes du changement climatique	4
1.2.1.2	Quelles sont les conséquences du changement climatique	7
1.2.2	Le rôle du secteur du bâtiment dans ce contexte et les politiques mises en place en France	8
1.2.2.1	Quel est le rôle et l'impact du secteur du bâtiment	8
1.2.2.2	Etat des lieux de la politique française de lutte contre le changement climatique et son application au secteur du bâtiment depuis 2000	9
1.2.2.3	Conséquence des politiques françaises à l'échelle quartier qui amènent plus de complexité dans le secteur énergétique à toutes les échelles	11
1.3	Les enjeux de la gestion énergétique à l'échelle quartier dans un contexte en constante évolution	12
1.3.1	La mise en place de la gestion énergétique générique à l'échelle quartier .	12
1.3.2	Définition du concept de quartier dans le cadre de ces travaux	12
1.3.3	Les méthodes d'ingénierie de la gestion énergétique à l'échelle urbaine. . .	14
1.3.3.1	Les limites du contrôle réactif comme solution au nouveau contexte énergétique à l'échelle urbaine	14
1.3.3.2	Le contrôle anticipatif comme une option émergente dans ce nouveau contexte.	15
1.4	Développement d'une méthode de contrôle commande générique impliquant une architecture de MPC	15
1.4.1	Objectifs des travaux de thèse	15
1.4.2	Méthodologie de résolution de problème inverse	16
1.4.2.1	Choix de résolution du problème inverse en utilisant des modèles d'optimisation	16
1.4.2.2	Le metamodelleur de problème d'optimisation OMEGAlpes . . .	16
1.5	La problématique de connexion à système réel	18
1.5.1	Les problèmes de désynchronisation entre un système réel et un MPC . .	18
1.5.2	Revue des simulateurs thermiques dynamiques permettant la simulation d'un système	18
1.6	Conclusion	22

2	Méthodologie MPC élémentaire en vue d'une utilisation dans un contexte de quartier – développement et validation	23
2.1	Introduction : choix d'un système énergétique adapté pour la mise en place d'un MPC élémentaire	23
2.2	Développement d'un MPC élémentaire sur un exemple simple	25
2.2.1	Description des éléments fonctionnels d'un MPC au travers d'un système élémentaire	25
2.2.2	Une première approche des problématiques et spécificités du MPC via un ballon solaire thermique	26
2.2.2.1	Contextualisation du choix d'un cas d'étude permettant de mettre en avant les aspects d'anticipation et d'apprentissage des MPC	26
2.2.2.2	Le choix du ballon solaire thermique	26
2.2.2.3	La problématique de la formulation du problème d'optimisation pour le cas d'études	27
2.2.2.4	La composition du MPC permettant le contrôle du ballon solaire	27
2.2.2.5	Définition du problème d'optimisation du ballon solaire pour obtenir la stratégie de contrôle du MPC	28
2.2.2.6	Comparaison des formulations	34
2.2.3	Les méthodes de prédiction envisagées	35
2.2.4	La méthode de calibration du MPC	36
2.3	Définition et résolution du problème inverse pour trouver la stratégie de contrôle optimale sur un exemple simple	37
2.3.1	Définition de l'étude de cas	37
2.3.2	Choix du coefficient de pondération à l'aide d'un étude de Pareto	38
2.3.3	Résultats de l'étude	38
2.4	Conclusion	40
3	Développement d'un outil de création générique de MPC sur la base d'une architecture orientée objet	42
3.1	Introduction	42
3.2	Etat de l'art sur les applications de MPC et la distribution de son contrôle	44
3.2.1	Historique du MPC	44
3.2.2	Les principes de base d'un MPC	44
3.2.3	Approche centralisée de la distribution du contrôle de MPC	45
3.2.3.1	Principe général de fonctionnement	45
3.2.3.2	Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie	45
3.2.4	Approche décentralisée de la distribution du contrôle de MPC	46
3.2.4.1	Principe général de fonctionnement	46
3.2.4.2	Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie	46
3.2.5	Approche hiérarchique de la distribution du contrôle de MPC	47
3.2.5.1	Principe général de fonctionnement	47
3.2.5.2	Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie	48
3.2.6	Approche distribuée de la distribution du contrôle de MPC	49
3.2.6.1	Principe général de fonctionnement	49
3.2.6.2	Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie	50
3.2.7	Conclusion de l'état de l'art sur les différentes distributions de contrôle d'un MPC	50
3.3	Description des éléments fonctionnels d'un MPC	51
3.3.1	Applications et méthodes de prédiction des conditions aux limites d'un modèle inverse	51
3.3.1.1	Rôle	51

3.3.1.2	Les exemples d'application entre méthode d'apprentissage et modèles de connaissance	52
3.3.2	Méthodes de calibration du modèle inverse	55
3.3.2.1	Rôle	55
3.3.2.2	Applications et méthodes de calibration d'un problème inverse	55
3.3.3	Problème inverse pour déterminer la stratégie de contrôle optimale	57
3.3.3.1	Rôle	57
3.3.3.2	Mise en œuvre au sein d'un problème d'optimisation	57
3.3.4	Conclusion sur la composition d'un MPC	57
3.4	Elaboration d'une architecture générique afin de créer un outil de création générique de MPC à l'échelle quartier	58
3.4.1	La programmation orientée-objet comme outil de construction de l'architecture	58
3.4.2	Le cas illustratif qui servira de support de compréhension du fonctionnement des classes et de l'orchestration de l'outil	58
3.4.3	Présentation des classes composantes de l'architecture générique	60
3.4.3.1	Ensemble des classes intégrées dans l'outil constituant l'architecture générique	60
3.4.3.2	La classe permettant la création, la configuration et le fonctionnement d'un MPC pour un ensemble de systèmes donné	60
3.4.3.3	Classes de configuration du MPC	61
3.4.3.4	Classes de fonctionnemnt du MPC	64
3.4.3.5	Définition de la méthode générique <i>orchestrate</i> pour obtenir et coupler un MPC pour un système donné.	68
3.5	Conclusion	70
4	Modèle de zone thermique et procédure d'estimation des paramètres	72
4.1	Introduction : présentation du modèle de MPC sur une zone thermique afin de tester l'architecture du MPC à l'échelle du bâtiment	72
4.2	Définition du modèle d'optimisation de zone thermique	74
4.2.1	Mise en œuvre	74
4.2.2	Définition du problème d'optimisation servant à résoudre le problème inverse	74
4.2.2.1	Descriptif de la variante détaillée du modèle d'optimisation de zone thermique	75
4.2.2.2	Descriptif de la variante sobre du modèle d'optimisation de zone thermique	75
4.2.3	Définition des fonctions d'état représentatives des variantes des modèles de zone thermique	76
4.2.4	Contraintes physiques appliquées au modèle de zone thermique	77
4.2.5	Définition de la fonction objectif et des contraintes d'optimisation associées comme un compromis entre confort thermique et économies	77
4.2.5.1	Coût global de la fonction objectif	77
4.2.5.2	Définition de la partie économique de la fonction objectif	77
4.2.5.3	Définition de la partie confort thermique de la fonction objectif	77
4.2.5.4	Implémentation dans OMEGAlpes	78
4.3	Module de calibration du modèle de zone thermique par le biais d'une analyse de sensibilité	79
4.3.1	Processus d'estimation des résistances et capacités thermiques	79
4.3.2	Définition de l'espace d'étude	80
4.3.2.1	Choix de la méthode des moindres carrés comme fonction objectif de l'identification des paramètres	81

4.3.2.2	Formulation du problème à résoudre par la méthode des moindres carrés pour identifier les paramètres RC	81
4.3.3	Affiner l'espace d'étude pour l'identification des paramètres via des méthodes d'analyse de sensibilité	82
4.3.3.1	La cas de la dispersion des valeurs des paramètres RC lors de leur identification	82
4.3.3.2	Un échantillonnage de l'espace d'étude à l'aide de la méthode de Morris	82
4.3.3.3	La méthode de Sobol pour définir un critère discriminant des paramètres	85
4.3.3.4	Procédure d'analyse de sensibilité pour les résistances et capacités thermiques	85
4.3.4	Finalisation de la méthode de calibration du modèle de zone thermique .	87
4.3.4.1	L'identification des données du problème d'optimisation en fonction des variantes du modèle de zone	87
4.3.4.2	Le cas de la formulation sobre	88
4.4	Validation du modèle d'optimisation de zone thermique intégré dans l'architecture du MPC	90
4.4.1	Objectifs et étude des formulations de modèle de zone thermique	90
4.4.2	Le modèle implémenté dans DIMOSIM	91
4.4.2.1	Mise en oeuvre	91
4.4.2.2	Modèle d'état	93
4.4.2.3	Test et validation de la consistance du problème d'optimisation en utilisant une courbe de Pareto	93
4.4.2.4	Fonctionnement du couplage entre le modèle MPC et la simulation de zone thermique faite par DIMOSIM	94
4.4.2.5	Validation des deux variantes du modèle de zone thermique pour la période hivernale	95
4.5	Perspectives et conclusion sur le modèle de zone thermique	98
5	De l'échelle du bâtiment à l'échelle quartier, un cas d'étude représentatif des fonctionnalités générique de l'architecture mise en place	99
5.1	Une étude de cas sur un quartier en autoconsommation collective	99
5.2	État des lieux du contexte de la gestion de l'énergie à l'échelle quartier est consacré aux possibilités d'amélioration de l'outil dans le cadre de futurs travaux	101
5.2.1	État des lieux des systèmes énergétiques et de la gestion de l'énergie à l'échelle du bâtiment en zone urbain	101
5.2.1.1	Les systèmes énergétiques à l'échelle du bâtiment	101
5.2.1.2	La gestion énergétique au sein du bâtiment	103
5.2.2	Du bâtiment au quartier intégré dans un écosystème énergétique en pleine transition	104
5.2.2.1	Etat des lieux de la définition de typologie de quartier en zone urbaine	104
5.3	Introduction à l'autoconsommation collective	110
5.3.1	Quelques éléments de compréhension de la réglementation en France . . .	110
5.3.2	Indicateurs de performances de l'autoconsommation	111
5.4	Développement de modèle de MPC sur un cas d'étude intégrant de l'autoconsommation collective	112
5.4.1	Définition du cas d'étude	112
5.4.1.1	Présentation des systèmes présents	112
5.4.1.2	Présentation de la décomposition élémentaire et fonctionnel du MPC généré pour le cas d'étude	113

5.4.1.3	Modélisation du problème d'optimisation représentatif du quartier étudié dans ce chapitre	120
5.4.2	Présentation des phases de configuration, d'initialisation et de fonctionnement appliquées au cas d'étude en autoconsommation	121
5.4.2.1	Présentation des données de configuration par l'utilisateur . . .	121
5.4.2.2	Phase de configuration appliquée au cas d'études	123
5.4.2.3	Phase d'initialisation appliquée au cas d'études	125
5.4.2.4	Phase de fonctionnement appliquée au cas d'études	125
5.5	Etude et détermination d'un paramétrage de configuration avec comparaison de deux modèles de zones thermiques avec deux modules de prédiction différents . .	127
5.5.1	Etapes, formulations du problème d'optimisation et indicateurs retenus pour l'étude	127
5.5.1.1	Présentation des étapes de l'étude à venir	127
5.5.1.2	Formulation du problème d'optimisation du cas d'étude en autoconsommation collective	129
5.5.1.3	Indicateurs de performances en post processing de la gestion de l'énergie des MPC	131
5.5.2	Présentation des distributions centralisées et décentralisées et comparaison de leur temps et de qualité de convergence respectifs	133
5.5.2.1	Description de la distribution centralisée	133
5.5.2.2	Description de la distribution décentralisée	134
5.5.2.3	Etude comparative entre approche centralisée et approche décentralisée en terme de temps de calcul et de qualité de convergence	139
5.5.3	Etude du coefficient de pondération α sur le compromis à faire pour l'objectif purement économique	140
5.5.3.1	Obtention des courbes de Pareto	140
5.5.3.2	Test de fiabilité de la formulation et de la configuration par tracé et étude de Pareto	141
5.5.3.3	Choix d'une valeur du coefficient de pondération en vue de simplifier la formulation afin de se ramener à un problème mono-objectif	143
5.5.4	Etude de l'effet de l'horizon en fonction des différentes formulations . . .	146
5.5.4.1	Formulation "autoconsommation"	146
5.5.4.2	Formulation "économie"	148
5.5.5	Etude sur les variantes de modèles de zone thermique	150
5.5.5.1	Formule "autoconsommation"	151
5.5.5.2	Formule "économie"	154
5.5.6	Conclusions sur l'étude comparative des variantes	156
5.6	Conclusion	157
6	Conclusion générale et perspectives	158
6.1	Résultats et état d'avancement	158
6.2	Limites et perspectives	159
A	Annexes	I
A.1	Caractéristiques thermiques de matériau BTP	I
A.2	Comparaison de deux outils permettant de résoudre des problèmes du moindre carrés dans le cadre de l'identification de paramètre : curve_fit et lm_fit	II
A.2.1	Curve_fit	II
A.2.2	lm_fit	II
A.2.2.1	Comparaison des deux outils de résolution par la méthode des moindres carrés	II

A.3	Nomenclature des éléments de représentation graphique du modeleur OMEG'Alpes	IV
A.4	Résultats qualitatif de l'étude comparative entre les distributions centralisées et décentralisées	V
A.4.1	Formulation "autoconsommation"	V
A.4.1.1	Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire (Tableau A.2)	V
A.4.1.2	Indicateurs de performances énergétiques (Tableau A.3)	V
A.4.2	Formulation "économie"	VI
A.4.2.1	Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire (Tableau A.4)	VI
A.4.2.2	Indicateurs de performances énergétiques (Tableau A.5)	VI
A.5	Fichier de configuration des logements et occupants pour le chapitre 5	VII
A.6	Fichier de configuration des équipements de chaque logement pour le chapitre 5 .	VIII
A.7	Script d'implémentation des modèles d'optimisation en intégrant OMEG'Alpes .	XIII
A.7.1	ThermalZone	XIII
A.7.2	Electricgeneration	XV
A.7.3	ZoneSotrage	XV
A.7.4	Electricgrid	XV
A.8	Fichier json de configuration utilisé pour la cas d'étude du chapitre 5	XVI
A.8.1	ThermalZone	XVI
A.8.2	Electricgeneration	XVII
A.8.3	ZoneStorage	XVII
A.9	Exemple de paramétrage de la classe MPC_Architect pour le cas d'étude du chapitre 5	XX

Liste des figures

1.1	Evolution de la consommation d'énergie primaire mondiale (<i>Source : Avenir Climatique, d'après The Shift Project Data Portal et Exxon Mobil 2013's Outlook for Energy</i>)	5
1.2	Ecart à la moyenne des températures de la période 1850-2010 (<i>Source : Données fournies par le Climatic Research Unit, University of East Anglia</i>)	6
1.3	Prévisions des évolutions de température en fonction des scenarii du GIEC	6
1.4	Schéma résumant les conséquences globales du changement climatique	7
1.5	Répartition sectorielle des émissions de gaz à effet de serre en France en 1990 et en 2017	9
	(a) Répartition en 1990	9
	(b) Répartition en 2017	9
1.6	Frise récapitulatif de la politique française sur le volet climatique appliquée à l'industrie du bâtiment	10
1.7	Exemple d'utilisation du méta-modelleur OMEGAlpes	17
1.8	Schéma de connexion entre un système réel à contrôler et un contrôleur prédictif adapté	18
1.9	Schéma de fonctionnement d'un simulateur thermique dynamique	19
1.10	Lien entre les classes permettant de construire un modèle de quartier	21
1.11	Fonctionnement séquentiel de mise en oeuvre d'un modèle de quartier avec DI-MOSIM	21
2.1	Schéma fonctionnel d'un modèle dans le cas d'une simulation	25
2.2	Schéma fonctionnel d'un modèle dans le cas d'un problème inverse	25
2.3	Schéma de présentation du système de ballon solaire étudié	26
2.4	Graphique du modèle d'optimisation sous OMEGAlpes	32
2.5	Profils de consommation d'eau chaude et des apports solaires sur le temps de la simulation	34
2.6	Résultats des performance en fonction de alpha et des différentes formulations	35
	(a) Temps de calcul pour chacune des formulations	35
	(b) Précision pour chacune des formulations	35
2.7	Schéma fonctionnel du prédicteur parfait	36
2.8	Schéma fonctionnel du prédicteur naïf	36
2.9	Profils de production solaire du ballon, de consommation d'eau chaude sanitaire, de la température au sein du ballon et de la commande de l'appoint obtenu via simulation	37
	(a) Profils de consommation d'eau chaude sanitaire et d'apports solaires	37
	(b) Profil de température	37
	(c) Profil de commande	37
2.10	Courbe de Pareto obtenue en faisant varier le coefficient de pondération α pour le modèle de ballon solaire	38

2.11	Profils de production solaire du ballon, de consommation d'eau chaude sanitaire, de la température au sein du ballon et de la commande de l'appoint obtenu via simulation avec un horizon faible	39
(a)	Profils de consommation d'eau chaude sanitaire et d'apports solaires	39
(b)	Profil de température	39
(c)	Profil de commande	39
2.12	Profils de production solaire du ballon, de consommation d'eau chaude sanitaire, de la température au sein du ballon et de la commande de l'appoint obtenu via simulation avec un horizon élevé	40
(a)	Profils de consommation d'eau chaude sanitaire et d'apports solaires	40
(b)	Profil de température	40
(c)	Profil de commande	40
3.1	Schéma de fonctionnement du MPC centralisé	45
3.2	Schéma de fonctionnement du MPC décentralisé	46
3.3	Schéma de fonctionnement du MPC hiérarchique	48
3.4	Schéma de fonctionnement du MPC distribué	49
3.5	Composants fonctionnels d'un MPC et les méthodes appliquées	51
3.6	Schéma de principe de la notion de prédiction au coeur du MPC	52
3.7	Schéma de fonctionnement d'un réseau de neurone	53
3.8	Représentation du système permettant d'illustrer le fonctionnement de l'outil de création du MPC	59
(a)	Bâtiment résidentiel servant d'exemple illustratif	59
(b)	Modélisation de la zone thermique	59
(c)	Modélisation du système de ballon d'eau chaude solaire	59
3.9	Graphe UML de l'architecture générique permettant la création générique de MPC	60
3.10	Diagramme de la classe MPCArchitect	61
3.11	Fonctionnement de la connexion dans le cas illustratif	62
3.12	Fonctionnement de la configuration et du traitement de données dans le cas illustratif	62
3.13	Fonctionnement de la base de données dans le cas illustratif	64
3.14	Diagramme de la classe Predictor et de ses classes filles	64
3.15	Mécaniques de prédiction pour le cas illustratif	65
3.16	Diagramme de la classe Calibrator et de ses classes filles	65
3.17	Mécaniques de calibration pour le cas illustratif	66
3.18	Diagramme de la classe OPC et de ses classes filles	66
3.19	Modèle d'optimisation pour le cas illustratif en reprenant les codes de représentation présente en Annexe A.3	67
3.20	Schéma fonctionnel générique de la phase de configuration du MPC	68
3.21	Schéma fonctionnel générique de la phase d'initialisation du MPC	69
3.22	Schéma fonctionnel générique de la phase initial de fonctionnement du MPC	69
3.23	Schéma fonctionnel générique de la phase de fonctionnement après intialisation du MPC	70
4.1	Schéma équivalent RC du modèle choisi pour l'optimisation	74
4.2	Schéma entrée-sortie d'un modèle interne d'optimisation	75
4.3	Schéma RC pour la formulation détaillée du modèle de zone thermique	75
4.4	Schéma RC pour la formulation sobre du modèle de zone thermique	76
4.5	Représentation graphique du modèle d'optimisation de zone thermique	79
4.6	Méthode d'identification graphique des différentes variables traitées via la méthode de Morris	83

4.7	Résultats graphiques de la méthode de Morris appliquée à deux bâtiments, un résidentiel collectif et un bureau	84
(a)	Bâtiment résidentiel	84
(b)	Bureau	84
4.8	Indices de Sobol de premier ordre pour chaque paramètre pour deux bâtiments, un résidentiel collectif et un bureau	85
(a)	Bâtiment résidentiel	85
(b)	Bureau	85
4.9	Schéma de la procédure mise en place pour l'estimation des paramètres RC . . .	87
4.10	Fonctionnement de la procédure de mise en place du MPC avec la formulation détaillée	88
4.11	Fonctionnement de la procédure de mise en place du MPC avec la formulation sobre	89
4.12	Workflow de l'étude de validation du modèle de zone thermique	90
4.13	Schéma RC équivalent du modèle de zone thermique implémenté dans DIMOSIM	92
4.14	Courbe de Pareto effectuée sur le modèle de zone thermique	93
4.15	Schéma de fonctionnement du couplage du MPC de la zone thermique et de sa simulation	95
4.16	Résultats qualitatifs pour deux valeurs du coefficient de pondération α antagonistes	96
(a)	Economie	96
(b)	Confort	96
4.17	Courbes de Pareto en fonction d'alpha obtenues sur l'étude de deux bâtiments, l'un résidentiel et l'autre un bureau	97
(a)	Résidentiel	97
(b)	Bureau	97
5.1	Schéma des différents vecteurs énergétiques et de leur utilisation	101
5.2	Niveaux de gestion de l'énergie à l'échelle du bâtiment	103
5.3	Tendances d'évolution de trois postes énergétiques en fonction de la densité de population	105
5.4	Répartition des puissances installées entre les différentes typologies d'installation	110
5.5	Exemple de profils de consommation et de production en contexte d'autoconsommation (Source [1])	111
5.6	Calibre des bâtiments de type bureau	112
5.7	Calibre des bâtiments de type résidentiel collectif	112
5.8	Schéma du modèle d'optimisation du cas d'étude considéré	120
5.9	Zoom de la figure 5.8 sur les bâtiments	120
(a)	Bâtiment résidentiel	120
(b)	Bureau	120
5.10	Schéma des actions menées par l'utilisateur lors de la phase de configuration de l'outil MPC	121
5.11	Exemple de relation entre sous-modèle, sous-prédicteur et sous-calibre pour la classe ZoneStorage	123
5.12	Diagramme fonctionnel de la phase de configuration et de création appliquée au cas d'étude	123
5.13	Représentation des variables et paramètres stocké dans la base de données pour chacun des modèles présents dans la décomposition du quartier	124
(a)	Modèle de zone thermique	124
(b)	Modèle de ballon d'eau chaude	124
(c)	Modèle de centrale photovoltaïque	124
5.14	Diagramme fonctionnel de la phase d'initialisation appliquée au cas d'étude . . .	125

5.15	Diagramme fonctionnel de la phase de fonctionnement appliquée au cas d'étude lors de son initialisation	126
5.16	Diagramme fonctionnel de la phase de fonctionnement appliquée au cas d'étude après son initialisation	126
5.17	Workflow de l'étude de cas	127
5.18	Fonctionnement de la distribution centralisée	133
5.19	Représentation du sous-problème d'optimisation à résoudre pour un bâtiment . .	134
5.20	Fonctionnement de la distribution décentralisée	134
5.21	Productible de la centrale photovoltaïque prédit sur l'horizon futur	136
5.22	Profils de charge du l'ilot urbain et de trois bâtiments pris en exemple	136
	(a) Profil de charge de l'ilot urbain sur l'horizon passé	136
	(b) Profil de charge du bâtiment i-1 (de type résidentiel) sur l'horizon passé . .	136
	(c) Profil de charge du bâtiment i (de type bureau) sur l'horizon passé	136
	(d) Profil de charge du bâtiment i+1 (de type résidentiel) sur l'horizon passé .	136
5.23	Détermination des clefs de répartition du productible pour les bâtiment i-1, i et i+1	137
5.24	Répartition du productible prédit sur les trois bâtiments en tenant compte du poids de leur consommation sur un horizon passé dans la consommation passée de l'ilot	137
5.25	Transmission des données relatives à la détermination des clefs de répartition du productible solaire	138
5.26	Séquencement de l'algorithme solve permettant la répartition du productible en tenant compte des prévisions et des mesures de charge passées	138
5.27	Répartition des temps de calcul pour trois valeurs du coefficient de pondération α	139
	(a) Formulation "autoconsommation" : Equation 5.7	139
	(b) Formulation "économie" : Equation 5.8	139
5.28	Issues des résolutions de problèmes d'optimisation avec OMEGAlpes	139
5.29	Choix de la distribution pour la suite des travaux	140
5.30	Résultat de l'étude de Pareto sur les bâtiment de type résidentiel collectif	141
5.31	Courbe de Pareto pour les bâtiments de type bureau présents dans l'ilot urbain .	141
5.32	Courbe de Pareto pour les bâtiments résidentiels présents dans l'ilot urbain . . .	142
5.33	Résultat de l'étude de Pareto moyen sur l'ensemble du quartier	142
5.34	Choix du coefficient de pondération pour la formule « économique »(5.8) pour la suite des travaux	145
5.35	Choix de l'horizon appliqué pour chaque formule de la fonction objectif pour la suite des travaux	149
A.1	Convention graphique pour la représentation des unités énergétiques	IV
A.2	Convention graphique pour la représentation des vecteurs d'énergie, des contraintes et des fonctions objectif	IV

Liste des tableaux

1.1	Récapitulatif des PRG des principaux gaz à effet de serre	5
1.2	tableau des classes de contrôleur	14
2.1	Temps de calcul des simulations pour des MPC possédant des valeurs d’horizon allant de 2h à 72h	38
2.2	Temps de calcul des simulations pour des MPC possédant des valeurs d’horizon allant de 2h à 72h	40
3.1	Tableau récapitulatif des données de configuration de la classe MPC_Architect .	63
4.1	Résultats obtenus pour les valeurs du coefficient de pondération les plus performants par rapport au contrôle réactif parmi celles étudiées	98
5.1	Tableau récapitulatif du cas d’étude du chapitre 5	112
5.2	Tableau représentatif de la décomposition du cas d’études afin d’explicitier sa modélisation à l’aide de l’architecture mpcserver	113
5.3	Récapitulatif pour le modèle de zone thermique : du modèle d’optimisation à son implémentation dans l’architecture du MPC	114
5.4	Récapitulatif pour le modèle de ballon d’eau chaude : du modèle d’optimisation à son implémentation dans l’architecture du MPC	116
5.5	Récapitulatif pour le modèle de centrale photovoltaïque : du modèle d’optimisation à son implémentation dans l’architecture du MPC	118
5.6	Récapitulatif pour le modèle de réseau électrique : du modèle d’optimisation à son implémentation dans l’architecture du MPC	119
5.7	Tableau récapitulatif des données de configuration de la classe MPC_Architect dont le rôle et la fonction sont détaillés dans la partie 3.4.3.2 du chapitre 3 . . .	122
5.8	Equation de la fonction objectif	129
5.9	Partie économie et énergie de la fonction objectif	129
5.10	Partie confort thermique de la fonction objectif	130
5.11	Partie confort de fourniture d’eau chaude sanitaire de la fonction objectif	130
5.12	Indicateurs de performances énergétiques et économiques	131
5.13	Tableau récapitulatif des équations définissant les indicateurs de performances . .	131
5.14	Tableau récapitulatif des équations définissant les indicateurs de performances pour l’eau chaude sanitaire	132
5.15	Tableau récapitulatif des données de configuration pour l’étude de la distribution de contrôle	133
5.16	Quantité de variables binaires ou non et de contraintes dans le cas de la distribution de contrôle centralisée	133
5.17	Quantité de variables binaires ou non et de contraintes dans le cas de la distribution de contrôle décentralisée	135
5.18	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d’eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) en fonction de α	143

5.19	Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) en fonction de α	144
5.20	Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude de l'horizon . . .	146
5.21	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "autoconsommation"	146
5.22	Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "autoconsommation"	147
5.23	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "économique"	148
5.24	Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "économie"	149
5.25	Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude des variantes de MPC	150
5.26	Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude des variantes de MPC	150
5.27	Pourcentage et moyenne des infractions du confort thermique (référence des formules dans le tableau 5.13) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "autoconsommation"	151
5.28	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "autoconsommation"	152
5.29	Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "autoconsommation"	153
5.30	Pourcentage et moyenne des infractions du confort thermique (référence des formules dans le tableau 5.13) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "économie"	154
5.31	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "économie"	155
5.32	Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "économie"	156
A.1	Caractéristiques thermiques de matériau utilisés dans le bâtiment	I
A.2	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α	V
A.3	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α	V
A.4	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α	VI
A.5	Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α	VI

Liste des abréviations, des sigles, des symboles et des variables

α	Coefficient de pondération des fonctions objectif compris entre 0 et 1
Φ_{aux}	puissance d'appoint thermique
$\Phi_{conso,ECS}$	puissance instantanée de consommation d'eau chaude
Φ_{pertes}	Puissance résultante des pertes thermiques du ballon d'eau chaude
$\Phi_{ZS,sol}$	puissance fournie par les capteurs solaires
Φ_{hc}	Flux thermique de l'émetteur permettant la chauffe de la zone thermique
Φ_{int}	Flux provenant des gains internes à la zone thermique
$\Phi_{ZT,sol}$	Flux solaire résultant des radiations reçues par la zone thermique
A_{ZS}	aire de la paroi du ballon solaire en contact avec l'air ambiant
bin	Variante binaire des indicateurs définis dans le chapitre 2, partie 2.2.2.5
$c_{p,eau}$	chaleur massique de l'eau
C_w	Capacité thermique de la masse externe de la zone thermique (Figure4.3)
C_z	Capacité thermique de la masse interne de la zone thermique (Figure4.3)
$e_{conso_{tot}}$	Consommation totale de l'ensemble des bâtiments mesurée sur un horizon passé, défini dans la partie 5.5.2.2 du chapitre 5
e_{conso_i}	Consommation du bâtiment i mesurée sur un horizon passé, définie dans la partie 5.5.2.2 du chapitre 5
f_{AC}	Partie économique de la fonction objectif globale pour la formulation "autoconsommation" définie dans la partie 5.5.1.2 du chapitre 5
$f_{cons_{Tz}}$	Partie concernant le confort thermique de la fonction objectif globale définie dans la partie 5.5.1.2 du chapitre 5
$f_{cons_{WT}}$	Partie concernant l'eau chaude sanitaire de la fonction objectif globale définie dans la partie 5.5.1.2 du chapitre 5
f_{eco}	Partie économique de la fonction objectif globale pour la formulation "économie" définie dans la partie 5.5.1.2 du chapitre 5
ind^t	Indicateur d'indisponibilité dans le chapitre 2, partie 2.2.2.5
$indice_{confort}^t$	Partie représentant le confort thermique dans le chapitre 2, partie 2.2.2.5
m_{eau}	masse de l'eau contenue dans le ballon solaire
$p_{aux,nom}$	puissance nominale de la puissance de l'appoint thermique du ballon d'eau chaude

p_{export}	Flux de puissance exporté sur le réseau
p_{import}	Flux de puissance importé du réseau
$p_{productible_i}$	Part du productible prédit qui est attribuée au bâtiment i, définie dans la partie 5.5.2.2 du chapitre 5
$p_{productible_{tot}}$	Productible total prédit sur l'horizon, défini dans la partie 5.5.2.2 du chapitre 5
R_{extw}	Résistance thermique représentant les déperditions thermiques et les pertes liées à la ventilation et au (Figure4.3)
R_{extz}	Résistance thermique entre la paroi et l'extérieur (Figure4.3)
R_{wz}	Résistance thermique entre la zone thermique et la paroi (Figure4.3)
$T_{ZS,ext}$	température ambiante à l'extérieur du stockage, ici la température de l'air considéré
T_w	Température au sein de la paroi de la zone thermique
T_z	Température au sein de la zone thermique
$T_{z,ext}$	Température à l'extérieur de la zone thermique
U_{ZS}	coefficient de transmission thermique du ballon d'eau chaude
uti^t	Indicateur d'utilisabilité dans le chapitre 2, partie 2.2.2.5
V_{ZS}	volume interne du ballon d'eau chaude
X^t	signifie que la variable X est dépendante du temps, l'absence de cet exposant signifie qu'elle ne l'est pas
AC	autoconsommation
aux	auxiliaire
eco	économie/économique
ecs	eau chaude sanitaire
elec	électrique/électricité
GIEC	Groupe Intergouvernemental d'Experts sur l'Evolution du Climat
hc	heating convector : émetteur de chaleur
MPC	Model Predictive Controller (Contrôleur à base de modèles prédictifs)
obs	observé.e
PNLCC	Programme National de Lutte contre le Changement Climatique
PRG	pouvoir de réchauffement global
PV	photovoltaïque
RMSE	Root Mean Square Error : Écart quadratique moyen
s-c	sous-calibrateur
s-m	sous-modèle
s-p	sous-prédicteur
s-s	sous-système
ZS	Zone Storage : relatif aux systèmes de ballon d'eau chaude, solaires ou non
zt	zone thermique

Chapitre 1

Introduction

1.1 De l’impact du changement climatique global sur le secteur du bâtiment à la problématique de ces travaux de thèse

Ce chapitre introductif se concentre sur une remise en contexte des travaux de thèse. La première partie est consacrée au changement climatique, ses causes, ses conséquences, pour étudier par la suite la contribution du secteur du bâtiment et son rôle concernant ces enjeux cruciaux pour l’avenir. Le secteur du bâtiment est en effet un des principaux émetteurs de gaz à effet de serre et il va devoir réduire son impact tout en se montrant résilient face à ce changement climatique. La suite détaille la politique française depuis les années 2000 en matière de lutte contre le changement climatique et les mesures incitatives relatives au monde du bâtiment.

La deuxième partie étudie les méthodes d’ingénierie disponibles afin de pouvoir évaluer les démarches de renforcement de l’efficacité énergétique des bâtiments. Notamment, la simulation thermique, servant de support décisionnel dans les choix de planification énergétique, allant de l’échelle du bâtiment au territoire urbain. Cet accompagnement qu’offrent les simulations thermiques peuvent se voir enrichies par la résolution de problème d’optimisation, permettant alors la détermination de stratégie de contrôle optimale. Cette partie est l’occasion d’introduire les deux outils utilisés dans ces travaux de thèse. Le premier est un outil d’aide à la décision pour une planification énergétique, OMEGAAlpes [2]. Il est développé par le G2Elab et se base sur la résolution de modèles inverses à l’aide de problèmes d’optimisation linéaires. Le deuxième est une plateforme de simulation thermique développée par le CSTB, DIMOSIM [3], qui permet de simuler les échanges de flux d’énergie à différents niveaux de détail allant de la zone thermique au sein d’un bâtiment au quartier.

La dernière partie se concentre sur les enjeux de ces travaux de thèse qui ont pour objectif d’élaborer une méthode permettant de déterminer les meilleures stratégies de gestion de l’énergie à l’échelle quartier. Pour cela, on va définir les méthodologies de gestion énergétique applicables sur les bâtiments. Cette remise en contexte permet donc de présenter le choix effectué pour répondre à la problématique de ces travaux : une architecture générique de MPC (Model Predictive Controller), dont les modèles utilisent le logiciel OMEGAAlpes, pouvant être couplé à des simulations de quartiers effectué par le logiciel DIMOSIM pour évaluer les performances des optimisations.

Sommaire

1.1	De l'impact du changement climatique global sur le secteur du bâtiment à la problématique de ces travaux de thèse	2
1.2	Evaluation de l'impact du secteur du bâtiment sur le changement climatique	4
1.2.1	Le changement climatique comme l'enjeu crucial des prochaines décennies	4
1.2.2	Le rôle du secteur du bâtiment dans ce contexte et les politiques mises en place en France	8
1.3	Les enjeux de la gestion énergétique à l'échelle quartier dans un contexte en constante évolution	12
1.3.1	La mise en place de la gestion énergétique générique à l'échelle quartier	12
1.3.2	Définition du concept de quartier dans le cadre de ces travaux	12
1.3.3	Les méthodes d'ingénierie de la gestion énergétique à l'échelle urbaine. .	14
1.4	Développement d'une méthode de contrôle commande générique impliquant une architecture de MPC	15
1.4.1	Objectifs des travaux de thèse	15
1.4.2	Méthodologie de résolution de problème inverse	16
1.5	La problématique de connexion à système réel	18
1.5.1	Les problèmes de désynchronisation entre un système réel et un MPC .	18
1.5.2	Revue des simulateurs thermiques dynamiques permettant la simulation d'un système	18
1.6	Conclusion	22

1.2 Evaluation de l'impact du secteur du bâtiment sur le changement climatique

1.2.1 Le changement climatique comme l'enjeu crucial des prochaines décennies

1.2.1.1 Les causes du changement climatique

Un consensus scientifique existe sur la véracité du changement climatique à venir qui risque d'être le plus grand enjeu de la fin de ce siècle. L'impact des activités humaines sur le changement climatique est considéré désormais comme « extrêmement probable ». Pour le comprendre revenons au début de l'ère industrielle pour voir ce qui a amené nos sociétés dans cette situation. On parle ici d'une série de découvertes et d'avancées techniques qui ont grandement favorisé les échanges économiques, humains et sociaux.

La base de cette révolution a été l'exploitation du charbon, énergie disponible en grande quantité dans les pays développés, permettant ainsi l'essor du transport ferroviaire ou encore du fret maritime. La découverte du pétrole, et le développement de son exploitation, a encore accéléré le progrès technique et développé les moyens de transport. Puis le développement des sciences de l'information a apporté la dernière touche pour façonner le monde dans lequel l'on vit, à savoir un monde mondialisé et interconnecté. Cela a permis d'atteindre un certain confort dans les pays développés, supprimant un certain nombre de travaux pénibles, permettant alors un développement social et culturel avec un accès de plus en plus courant à un niveau d'études élevé.

Cependant, malgré ces aspects positifs indéniables, notre société est devenue extrêmement dépendante des énergies fossiles que sont le charbon, le pétrole et le gaz. Cette dépendance est un problème en soi, car on est face à des ressources finies. L'autre versant du problème, qui nous intéresse plus particulièrement, réside dans les émissions de gaz à effet de serre supplémentaires liées à notre consommation d'énergies fossiles. Dans notre monde, la majeure partie de la production et de l'utilisation de biens, de services et de d'activités dépendent grandement de la consommation d'énergie fossile et cette consommation se traduit par l'émission de gaz à effet de serre.

En soi, l'effet de serre n'est pas un problème. Au contraire, c'est un phénomène naturel propice à la vie sur terre. Sans effet de serre, la température moyenne serait une trentaine de degrés en dessous de la température moyenne actuelle (-15° contre 15° actuellement) rendant la vie telle qu'on la connaît impossible. Sans trop rentrer dans les détails, l'atmosphère laisse passer le rayonnement solaire. Une partie de ces rayonnement est réfléchi à laquelle s'ajoute les rayonnements dûs au réchauffement de la surface terrestre. Par l'intermédiaire des gaz à effet de serre, les rayonnements à grande longueur d'onde sont emprisonnés et réémis vers le sol.

L'effet de serre est relatif à la concentration de certains types de gaz dans l'atmosphère, dit à effet de serre. Il en existe une multitude ayant un impact plus ou moins grand en fonction de leurs caractéristiques physiques. Ils peuvent être classés en fonction de leur origine naturelle ou non, naturel signifiant qu'ils sont présents dans l'atmosphère indépendamment de l'activité de l'homme. Les principaux gaz à effet de serre sont la vapeur d'eau et le gaz carbonique et dans une moindre mesure le méthane, le protoxyde d'azote et l'ozone. Malgré leur source naturelle, l'homme influence leurs émissions et leur concentration dans l'atmosphère. Hormis ces gaz, il en existe d'autres qui ont pour source l'activité industrielle dont les principaux sont les halocarbures, mélange d'hydrocarbure, d'hydrogène et d'halogène.

Afin de pouvoir classer l'impact de ces gaz, il existe un indicateur : le pouvoir de réchauffement global (PRG) qui se calcule relativement au CO₂ selon la formule suivante :

$$PRG = \frac{\int_0^N F_{gaz}(t) . dt}{\int_0^N F_{CO_2}(t) . dt} \quad (1.1)$$

où F représente le forçage radiatif de chacun des gaz, autrement dit la puissance radiative que renvoie au sol le gaz en question.

On obtient alors le Tableau 1.1 pour les principaux gaz à effet de serre influencés par l'activité humaine.

TABLEAU 1.1 – Récapitulatif des PRG des principaux gaz à effet de serre (Source GIEC [4])

Gaz	PRG relatif CO_2 (sur 100 ans)	Origine
Gaz Carbonique	1	Naturelle, Industrielle
Méthane	25	Naturelle, Industrielle
Protoxyde d'azote	298	Naturelle, Industrielle
Perfluorocarbures	7400 à 12200	Industrielle
Hydrofluocarbures	120 à 14800	Industrielle
Hexafluorure de soufre	22800	Industrielle

Ce tableau donne le ratio d'impact équivalent à celui du CO_2 sur 100 ans. Ainsi le méthane a un impact 25 fois plus important sur les 100 prochaines années que le CO_2 . Donc, en récapitulant, depuis l'ère industriel de plus en plus d'énergie fossile est consommée (Figure 1.1).

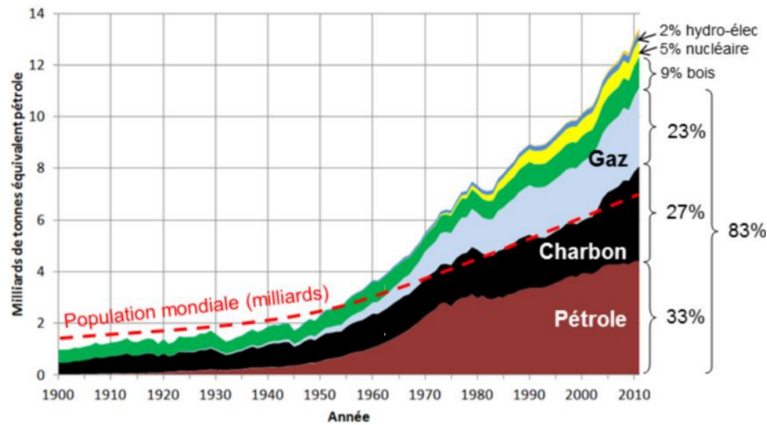


FIGURE 1.1 – Evolution de la consommation d'énergie primaire mondiale (Source : *Avenir Climatique*, d'après *The Shift Project Data Portal* et *Exxon Mobil 2013's Outlook for Energy*)

Cette croissance de la consommation d'énergie fossile entraîne une augmentation des émissions de gaz à effet de serre. Ces gaz sont alors captés en partie dans la biosphère, via la photosynthèse, dans les océans, et une grande majorité finit dans l'atmosphère. La concentration de ces gaz augmente. Cela contribue à un déséquilibre radiatif à la surface du globe, renforçant ainsi l'effet de serre. Sans cette concentration en gaz à effet de serre plus élevée, il existe un équilibre radiatif qui contrôle la température terrestre. On parle donc de forçage radiatif dans ce cas, car l'on observe un déséquilibre entre le rayonnement solaire entrant et les infrarouges sortant en faveur du rayonnement solaire. Cela induit une augmentation des températures depuis le début de l'ère industrielle, dont la cause humaine est communément admise (Fig. 1.2).

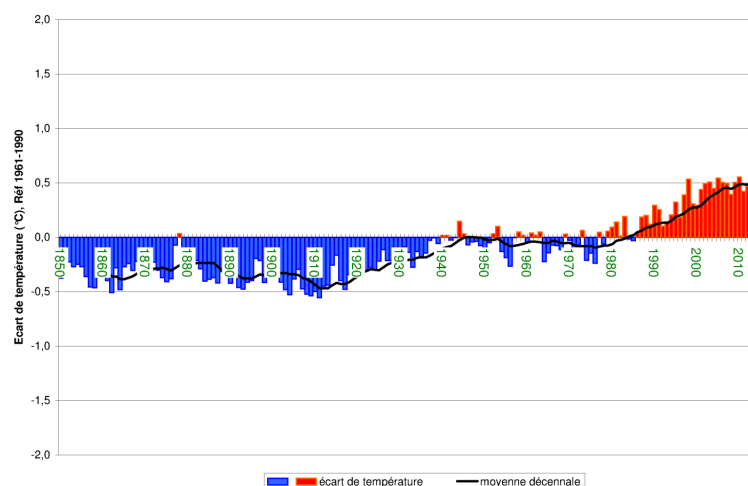


FIGURE 1.2 – Ecart à la moyenne des températures de la période 1850-2010 (*Source : Données fournies par le Climatic Research Unit, University of East Anglia*)

En considérant les travaux publiés par le Groupe Intergouvernemental d'Experts sur l'Évolution du Climat (GIEC), organisme faisant foi dans le monde scientifique regroupant une multitude d'études traitant des causes et conséquences du changement climatique, on peut consulter leur dernier rapport publié en 2018 [5]. Ce rapport aborde les conséquences d'un réchauffement planétaire de $1,5^{\circ}\text{C}$. Pour le produire, trois groupes de travail du GIEC ont collaboré, le premier se focalisant sur les principes physiques du changement climatique, le deuxième examinant ses impacts ainsi que notre vulnérabilité et notre adaptation en la matière et le dernier évaluant les actions à mener afin d'en atténuer les conséquences. Ces groupes de travaux peuvent s'appuyer sur une équipe spéciale donnant les informations par pays d'émissions et d'absorption des gaz à effet de serre et toute une batterie de soutiens techniques. Cet organisme est alors en mesure de produire des modèles de climat, qui, sur la base de différents scénarii d'études, permettent d'envisager une évolution probabilistique de la température d'ici la fin du siècle [6] (Fig. 1.3).

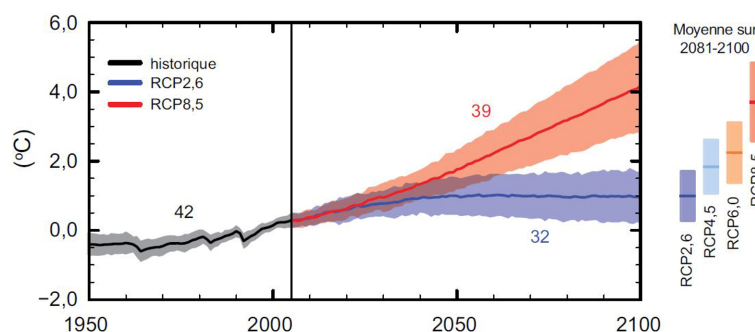


FIGURE 1.3 – Prévisions des évolutions de température en fonction des scénarii du GIEC

Ce graphique présente la variation de la température moyenne terrestre par rapport à la référence de 1860. En gris, il s'agit de la température moyenne mesurée depuis 1950 jusqu'à aujourd'hui, tandis que les graphiques en rouge et en bleu, représentent les évolutions tendancielles, en fonction des scénarii préétablis par le GIEC. La courbe rouge représente le scénario « Business As Usual », dit autrement, avec aucun changement de nos comportements. Elle atteindrait une augmentation des températures de plus de 2°C , à l'horizon 2050. Or, le consensus scientifique fixe la barre à $1,5^{\circ}$ d'augmentation par rapport à la moyenne de 1860 avant que les effets du changement climatique ne soient plus gérables, ce qui correspond au scénario présenté par la courbe bleue qui implique forcément de fortes réductions d'émissions de gaz à effet de

serre au niveau mondial.

1.2.1.2 Quelles sont les conséquences du changement climatique

On pourrait quand même légitimement se demander pourquoi une augmentation de la température de quelques degrés a des répercussions à l'échelle mondiale. Les scientifiques montrent que cette augmentation de la température induirait d'importantes perturbations climatiques. La plupart des modèles climatiques développés par le GIEC prévoient une augmentation des périodes de sécheresse (période de canicule) et une accélération du cycle hydrologique (augmentant les occurrences de tempêtes, cyclone...). Mais cette augmentation de la température n'induit pas uniquement des perturbations climatiques.

L'une des principales conséquences est l'augmentation du niveau des mers. Cette élévation aurait un impact sur des millions de personnes les obligeant à migrer hors des terres immergées. Se posera alors la question de leur accueil et de leur répartition dans le monde ce qui représente en tant que tel un défi colossal. L'autre impact est la réduction drastique de la biodiversité. En effet, de nombreux écosystèmes sont fragilisés par le changement climatique. L'augmentation de la température modifie le rapport aux saisons de certains organismes pouvant induire leur disparition et en conséquence briser la chaîne de leur écosystème.

Le dernier point concerne les boucles de rétroactions positives. Il s'agit de phénomènes liés au dérèglement climatique, déclenchés par le changement climatique lui-même ayant un impact favorable sur celui-ci. Les plus impactantes sont la fonte du permafrost et la diminution de l'albédo de la surface terrestre.

Le permafrost sont des terres congelées tout au long de l'année. Le fait est qu'une grande partie de ces terres stocke du méthane qui s'y est accumulé au cours des ères géologiques. Or, avec l'augmentation de la température, ce permafrost fond, libérant ainsi le méthane emprisonné en partie dans l'atmosphère. Et comme le méthane possède un fort potentiel radiatif, cela renforce alors l'effet de serre, augmentant de facto la température, ce qui clôt la boucle.

Concernant l'albédo, ceci correspond au facteur réfléchissant d'une surface. Il faut savoir qu'une surface blanche, qui possède un albédo élevé, va bien plus réfléchir les rayons solaires qu'une surface sombre, qui lui au contraire les absorbe, réchauffant alors bien plus l'environnement local. Ainsi, lorsque les étendues de glace fondent, elles laissent place à l'océan ou à la terre ferme dont l'albédo est plus faible et absorbent donc davantage le rayonnement solaire. Cet aspect est suffisamment important pour que des études évaluent son potentiel d'atténuation sur le changement climatique [7]. Au final les changements d'albédo contribuent au réchauffement local, qui à son tour provoque plus de fonte, et c'est ainsi que le cycle s'amplifie.

On peut résumer les conséquences systémiques envisageables dans la figure 1.4.

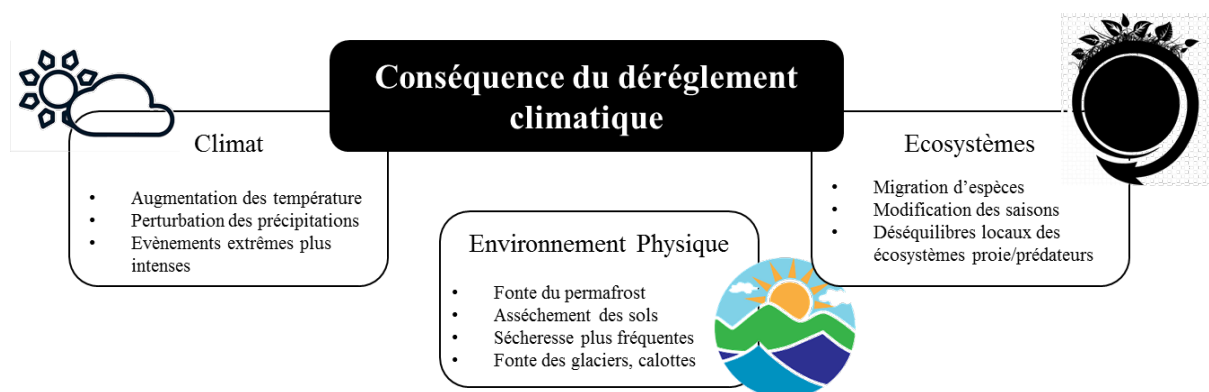


FIGURE 1.4 – Schéma résumant les conséquences globales du changement climatique

Il est décrit le pire scénario, le futur naviguant alors entre ce que l'on vit actuellement et ce qui est présenté dans la figure 1.4. Cependant, il est important de noter que cette barre de 1.5°C n'est pas anodine et correspond à une barrière qu'il vaudrait mieux ne pas franchir au risque de ne plus pouvoir maîtriser les conséquences à venir. L'être humain se trouve ainsi aux prémices de changements majeurs. Se pose alors la question de son habitat devant supporter au mieux les changements climatiques à venir et limiter son impact sur les émissions de gaz à effet de serre.

1.2.2 Le rôle du secteur du bâtiment dans ce contexte et les politiques mises en place en France

1.2.2.1 Quel est le rôle et l'impact du secteur du bâtiment

La consommation d'énergie en France peut se répartir en cinq secteurs majeurs [8] :

- le résidentiel et le tertiaire.
- la gestion des déchets.
- l'industrie.
- l'agriculture.
- le transport.

Les consommations énergétiques du parc résidentiel et du parc tertiaire représentent 46% des consommations totales d'énergies finales en France [9]. Le bâtiment représente donc la part la plus importante dans les consommations d'énergie avec 29% pour le résidentiel et 17% pour le tertiaire. Depuis 1973, la consommation énergétique a augmenté de 25% mais tend à se stabiliser. L'intervention dans le secteur du bâtiment est donc une priorité dans le cadre des réductions de consommations d'énergies et d'émissions de gaz à effet de serre. Le parc de bâtiments existants accuse un taux de renouvellement inférieur à 1% par an. Ce faible taux, associé au rythme actuel des réhabilitations, ne laisse entrevoir une amélioration conséquente des performances énergétiques du parc qu'à une longue échéance, trop éloignée de l'objectif de 2015 du Grenelle de l'environnement. Un effort national portant sur les bâtiments neufs, certes nécessaire pour la mutation de notre parc, ne suffira pas à atteindre les objectifs fixés.

Au niveau mondial, « 82% de l'énergie finale consommée par les bâtiments est d'origine fossile, les rénovations de bâtiments existant doit augmenter de 1 à 2% par an dans les pays de l'OCDE, sachant que 65% des bâtiments de 2060 sont d'ores et déjà construits » [10]. Si l'on se fie aux accords de Paris, l'intensité énergétique par mètre carré, soit la consommation énergétique globale par la surface totale, doit être réduite de 30%. Ces objectifs visant à réduire de 4.9 GTCO2 les émissions annuelles ne peuvent avoir lieu qu'en mettant en œuvre des stratégies bas carbone et visant à l'efficacité énergétique des bâtiments.

Au niveau national, on peut évaluer la répartition des émissions de gaz à effet de serre par secteurs industriels [8] (Fig. 1.5).

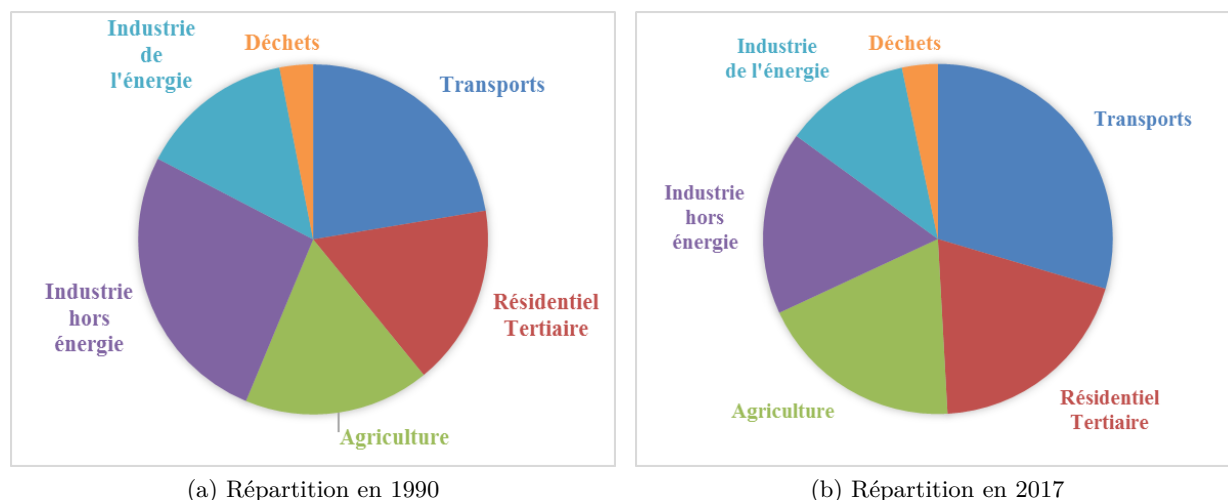


FIGURE 1.5 – Répartition sectorielle des émissions de gaz à effet de serre en France en 1990 et en 2017

On constate qu'en 2015, le secteur du bâtiment incluant la construction correspond à près de 40% des émissions globales de gaz à effet de serre.

Outre son impact sur les émissions, les acteurs de ce secteur se doivent d'être résilients face à ces changements climatiques. La conséquence directe de l'augmentation des températures réside dans l'augmentation du besoin de climatisation et l'impact qu'il peut avoir sur l'ensemble du réseau électrique. Cependant des études montrent qu'il ne faut pas se limiter aux impacts globaux. En effet, on peut prévoir un grand nombre d'impacts locaux, comme le résume cet article [11] consacré à l'étude de l'impact de différents scénarii sur un petit bâtiment composé de bureaux. Ce cas d'étude tend à démontrer l'impact du changement climatique sur l'utilisation et la durée de vie des équipements ou encore le confort thermique des usagers.

1.2.2.2 Etat des lieux de la politique française de lutte contre le changement climatique et son application au secteur du bâtiment depuis 2000

Si l'on se concentre sur la France, l'objectif de réduction des émissions de gaz à effet de serre est communément appelé « Facteur 4 ». Cela signifie que pour respecter le seuil des 1.5°C, la France doit ainsi diviser par 4 ses émissions d'ici 2050. Au regard de son impact notable sur les émissions de gaz à effet de serre, le secteur du bâtiment a naturellement fait l'objet de nombreuses attentions politiques. On peut en faire l'historique suivant depuis le début des années 2000.

En 2000, la France a adopté un « Programme National de Lutte contre le Changement Climatique » [12] (PNLCC). Les principales mesures recensées par le PNLCC pour le secteur du bâtiment étaient basées sur la mise en place de la RT2000 et une extension des primes exceptionnelles en faveur de matériel à haute performance énergétique. Le PNLCC préconise également un plan de rénovation massif du bâtiment ancien avec incitation de mise aux normes en cas de vente ou de transaction. Enfin, des informations relatives aux performances énergétiques du bâtiment doivent être fournies à chaque transaction pour le locataire ou l'acheteur. On peut alors remarquer deux facteurs importants dans la politique de réduction des émissions de gaz à effet de serre dans le secteur du bâtiment avec la rénovation thermique et l'amélioration des performances énergétiques.

En 2004, le gouvernement français a mis en place un plan climat ambitieux fondé sur les scénarii du GIEC et des scénarii de réduction des émissions d'ici 2050 faits par la Mission interministérielle de l'effet de serre (MIES), avec pour objectif de maintenir les émissions françaises à leur niveau de 1990. Parmi les nombreux volets de ce plan climat, un chapitre entier est consacré au bâtiment et à l'écohabitat. Ce volet détaille les objectifs afin de permettre à tous les français d'habiter dans un écohabitat, visant alors réduire la facture énergétique à l'aide de rénovations thermiques et d'utilisation d'équipements performants. Ceci se traduit par la mise en place de critère de développement durable dans la construction des 80 000 logements sociaux prévus par le gouvernement, de certifications amenant les producteurs d'énergie à financer des travaux d'économie d'énergie dans l'industrie et le bâtiment, de nombreuses exonérations d'impôts en faveur de l'amélioration énergétique des bâtiments, visant l'action des propriétaires ou encore d'une extension de la réglementation thermique aux rénovations thermiques les plus importantes. La mesure présentée comme phare de ce plan climat consiste en un crédit d'impôts renforcé ciblant « les équipements performants, tels que par exemple les chauffe-eau solaires, qui est porté à 25% et 40% ».

Les politiques climat des différents gouvernements français se poursuivent en 2007 avec le Grenelle de l'environnement. Le constat étant qu'il fallait mettre en place des objectifs plus ambitieux en matière de climat et plus rapidement concrétisés. Cela a abouti alors à la loi Grenelle qui porte également un volet bâtiment. En ce qui concerne les bâtiments existants, l'objectif est de réduire leur consommation énergétique de 38% à l'horizon 2020. Dans le cadre du Plan bâtiment, des propositions concrètes sont avancées afin de favoriser l'innovation dans le secteur avec notamment une incitation à « passer du performantiel à l'exigenciel sur le plan de la performance globale, nécessitant alors d'impliquer tous les acteurs, non seulement du bâtiment mais aussi de la santé et de l'environnement ».

En 2011, un plan national d'adaptation au changement climatique est mis en place ajoutant de nouvelles mesures fiscales en matière de rénovation de l'ancien. Il réaffirme les objectifs de réductions par 4 des émissions à l'horizon 2050 par rapport à 1990 afin de se mettre en adéquation avec le protocole Kyoto, signé en 1997 par 187 états dont l'état français. Le dernier volet de la politique française en la matière est acté en 2017 sous l'impulsion du ministre de Transition Ecologique et Solidaire de l'époque. Visant une neutralité carbone pour 2050, l'objectif affiché pour le bâtiment est la rénovation. En effet, 7 millions de « passoires thermiques » ont été recensé qu'il convient de faire disparaître, tout en favorisant les énergies « bas carbone ».

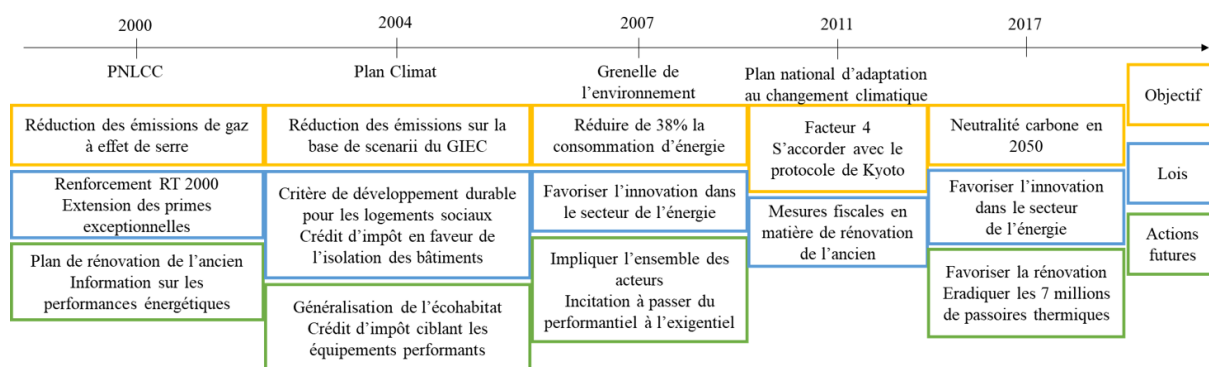


FIGURE 1.6 – Frise récapitulatif de la politique française sur le volet climatique appliquée à l'industrie du bâtiment

1.2.2.3 Conséquence des politiques françaises à l'échelle quartier qui amènent plus de complexité dans le secteur énergétique à toutes les échelles

Ainsi en 2017, la politique énergétique de la France s'articule autour de trois axes majeurs : la réglementation, la sensibilisation et l'incitation.

- Réglementer :
 - pour réduire la consommation d'énergie des bâtiments neufs et existants.
 - pour faciliter ainsi l'accès au logement.
- Sensibiliser :
 - pour informer les usagers sur leur consommation d'énergie et sur la performance énergétique des locaux qu'ils occupent.
 - pour favoriser les comportements écocitoyens.
- Inciter :
 - à construire dès aujourd'hui les bâtiments futurs.
 - à réaliser les travaux d'amélioration énergétique les plus efficaces pour les bâtiments existants.
 - en aidant financièrement les ménages à la réalisation de ces travaux, à l'acquisition des matériaux et équipements les plus performants et à l'utilisation des énergies renouvelables.

L'accent est mis sur la rénovation afin de réduire l'impact du secteur du bâtiment : il s'agit ici de l'axe essentiel de la politique française s'articulant alors autour des différentes réglementations thermiques mises en place et d'incitations via différents crédits d'impôt. L'efficacité énergétique des bâtiments est quant à elle réduite au développement d'équipements à haute performance énergétique, voire bas carbone. Enfin la distinction est faite entre les objectifs concernant les bâtiments à venir et l'existant, n'aboutissant pas aux mêmes démarches.

Pour ce qui est du neuf, il est plus simple de considérer lors de sa conception sa résilience au changement climatique ainsi que la réduction des gaz à effet de serre. On peut alors penser à la conception d'un bâtiment comme GreEn-ER à Grenoble, représentatif des bâtiments à énergie positive, plateforme de test en matière de performances énergétiques, aussi bien thermique qu'électrique [13]. Cependant comme dit précédemment, le neuf ne représente qu'une minorité du futur existant (près de 65% des bâtiments de 2060 sont déjà construits). Ainsi, un effort doit être porté sur l'existant, avec les deux moyens d'action précités :

- La rénovation du bâtiment, en tenant compte de son utilisation, de son contexte et du gain énergétique pouvant en résulter.
- Améliorer l'utilisation du bâtiment, en intégrant des systèmes de contrôles permettant de réduire la consommation énergétique.

Cependant, cette dernière proposition n'est pas celle qui est favorisée en matière de politique de lutte contre le changement climatique même si elle constitue un levier d'action majeur. De plus ces politiques abordent le bâtiment isolé et ne le considèrent pas comme un ensemble intégré dans un environnement, ce qui est aujourd'hui considéré comme l'échelle quartier. A ce niveau, on considère donc le bâtiment dans son contexte social, économique et donc énergétique. Au travers de la notion de quartier, on étend alors la compréhension des caractéristiques d'un bâtiment en le considérant au sein des bâtiments voisins, formant ainsi un quartier comme un ensemble de bâtiments pour lesquels on retrouve une certaine cohérence sociale et économique.

L'échelle quartier transfigure le paysage énergétique, avec la multiplication d'acteurs, de nouvelle réglementation comme celles favorisant l'autoconsommation collective ou encore la notion d'effacement et la diversification des systèmes énergétiques cherchant à améliorer l'efficacité des productions et consommations d'énergie. Cela induit un environnement énergétique intégrant une plus grande complexité mais peut impliquer des changements de comportement bien plus profonds s'inscrivant parfaitement dans la partie incitation prônée par le gouvernement. Afin

de pouvoir adresser cette dimension quartier efficacement, une des options intéressantes à investiguer repose sur des études préalables impliquant des méthodes d'ingénierie et de recherche. Cela permet donc de tester en stade de préétude un grand nombre de systèmes énergétiques pour évaluer quelles sont les options les plus efficaces d'un point de vue écoénergétique, mais également au stade de fonctionnement d'évaluer les stratégies de contrôle les plus efficaces.

1.3 Les enjeux de la gestion énergétique à l'échelle quartier dans un contexte en constante évolution

1.3.1 La mise en place de la gestion énergétique générique à l'échelle quartier

L'enjeu est donc de définir une gestion énergétique à l'échelle quartier qui permette de prendre en main les spécificités du nouvel écosystème énergétique émergent. On retrouve dans la littérature ([14], [15] ou [16]) des stratégies de gestion énergétique performantes et innovantes à l'échelle quartier, mais qui s'avère restreinte au quartier lié au cas d'étude, ou encore qui présuppose un panel de mesures très large, qui n'est pas forcément extrapolable à tous les quartiers, comme nous le verrons par la suite. Ainsi nous avons pu identifier dans la partie 3.3.4 du chapitre 3 un manque de genericité dans les solutions proposées à l'échelle quartier. On peut se demander si les solutions proposées restent facilement utilisables si l'on souhaite modifier certains aspects du problème (changement de systèmes énergétiques, modification des objectifs, implémentation de nouveaux modules de prédictions, de nouveaux modèles, prise en compte de nouvelles contraintes).

L'objectif est donc de proposer un outil permettant de déterminer des stratégies de contrôle-commande optimale à l'échelle quartier, indépendamment des spécificités des quartiers étudiés, en permettant à l'utilisateur de définir ses objectifs, choisir ses modules de prédictions ainsi que différents modèles représentatifs de systèmes énergétiques. A ce stade, même si l'on dispose de connaissances approfondies en matière de gestion de l'énergie, il faut cependant identifier les méthodes de gestion que l'on souhaite implémenter et adapter. Dans la partie 1.3.3.2, nous allons voir que notre choix s'est porté sur les méthodes anticipées comme les MPC. On va ensuite chercher à identifier leurs composants fonctionnels afin de pouvoir les implémenter dans l'outil et ainsi créer des stratégies de contrôle générique. On va donc chercher à bâtir un écosystème qui le permet tout en supposant un accès restreint aux données de mesure. On souhaite donc s'en tenir aux mesures disponibles à court et moyen terme, qu'elles soient parcellaires ou non.

1.3.2 Définition du concept de quartier dans le cadre de ces travaux

Avant d'aborder la notion de gestion énergétique à proprement parler, évoquons d'abord la notion de quartier qui sera utilisée dans ce rapport. Au fil du développement urbain, on peut observer une évolution dans les typologies de quartier. A l'origine basé sur une logique décentralisée et mono-acteur en ce qui concerne la production et gestion énergétique, le développement des quartiers dits « intelligents » amènent à considérer de nouveaux acteurs, de nouveaux systèmes énergétiques et donc de nouveaux archétypes de quartiers.

Avant de développer le sujet, revenons sur ce que l'on peut entendre par la notion de « quartier ». Si l'on s'en réfère aux travaux de G. Crossic dans « le quartier : caractéristiques économiques et sociales » [17], on peut dire que cette notion a évolué au cours des siècles au gré des différents mouvements politiques en Europe. Cependant, on peut s'accorder sur le fait que le quartier est abordé selon « 3 axes de recherche : les définitions territoriales, les caractéristiques économiques et sociales, et les images socio-culturelles ». Au cours du 19^{ème} siècle, les quartiers se sont spécialisés séparant alors les lieux d'habitation des lieux de travail. Les quartiers d'habitation devenant alors des lieux de consommation, où la production est proscrite. Sont alors apparus les embryons des typologies de quartier que l'on connaît désormais avec des quar-

tiers résidentiels, des quartiers commerciaux et des quartiers industriels, entraînant une certaine homogénéité au sein des-dits quartiers, qu'elle soit économique ou sociale. Cette dynamique a façonné nos territoires tout le long du 20^{ème} siècle, portée par les évolutions en matière de transports urbains et individuels (transports en commun, transport ferroviaire, voiture individuelle), logique qui s'est aussi étendue à la production énergétique, a fortiori en France dès le développement du nucléaire civil, avec des centrales de production implantées autour d'un réseau méta-urbain.

Malgré tout, on a vu émerger au milieu du 20^{ème} siècle une notion nouvelle, l'écoquartier. En effet, selon Cyria Emelianoff, maître de conférences en géographie, aménagement et urbanisme à l'Université du Maine, « *les premiers quartiers écologiques ou éco-villages ont ouvert la voie à l'expérimentation dès les années 1960. Ils diffèrent des projets actuels par leur taille, en général assez réduite, par leur caractère souvent résidentiel, et une localisation plutôt éloignée des centres métropolitains* » [18]. Au départ marginalisés en dehors de l'espace urbain traditionnel, ces types de quartier ont trouvé leur place petit à petit devenant une vitrine d'urbanisme durable au début du 21^{ème} siècle, en accord avec les différentes politiques menées. Ces quartiers s'institutionnalisent alors trouvant une position centrale dans l'agglomération, réduisant la part de l'automobile et possédant une efficacité énergétique notable.

D'ailleurs cette notion se traduit plus en avant avec le développement de quartiers et îlots à énergie positive poussée par l'ADEME [19]. Développement mis en exergue par leur retour d'expérience [20], traitant des modèles économiques pour l'intégration des énergies renouvelables, de la mise en place d'outils et d'une gouvernance à l'échelle élargie du quartier dans le but de tenir les performances énergétiques en exploitation, ainsi qu'un cadre réfléchi pour la collecte et gestion des données énergétiques sur un projet d'aménagement. Ces quartiers impliquent selon l'ADEME « *une intégration plus importante des ENER&R (énergies renouvelables), la tenue de la performance à l'échelle d'un quartier, la gestion des données énergétiques collectées ainsi que l'articulation entre les documents d'urbanisme et la planification énergétique* » [20].

D'abord pensés de manière centralisée et homogène, les quartiers ont évolué pour devenir hétérogènes et décentralisés, économiquement, socialement et surtout énergétiquement. De plus, le développement des big data, notamment concernant les consommations énergétiques a permis l'émergence de nouvelles technologies en matière de contrôle de systèmes énergétiques. Cette complexité amène donc à réfléchir à de nouvelles méthodes de contrôle, répondant alors aux besoins de ces nouveaux quartiers tout en permettant d'améliorer les performances énergétiques dans les quartiers anciens. La partie suivante se concentre sur ces possibilités techniques disponibles dans la littérature afin de répondre à ces enjeux.

1.3.3 Les méthodes d'ingénierie de la gestion énergétique à l'échelle urbaine.

Concernant les méthodes de contrôle à l'échelle quartier, les principales énumérées dans la littérature sont les contrôleurs basés sur de la règle experte et ceux introduisant la notion de contrôleur prédiction (Model Predictive Controller, noté MPC). Les premières se basent sur un ensemble de règles définies au préalable, qui s'avèrent parfois moins performantes en termes d'économies d'énergie en comparaison à des stratégies de contrôle utilisant des modèles d'optimisation. Cependant leur simplicité et leur applicabilité en temps réel fait qu'ils sont communément utilisés.

1.3.3.1 Les limites du contrôle réactif comme solution au nouveau contexte énergétique à l'échelle urbaine

Un contrôleur réactif peut être appliqué à tous types de systèmes énergétiques, comme par exemple les réseaux de chaleur urbain [21]. Dans ce cas, le contrôle intègre des systèmes de stockage couplés avec des pompes à chaleur. Les auteurs proposent alors des solutions de contrôle réactif heuristiques permettant de gérer le stockage de l'énergie thermique. L'objectif est donc d'optimiser la différence de température au sein des collecteurs solaires et la modulation des flux variables des pompes à chaleur.

Sur un volet plus électrique, certains travaux [22] présentent une méthodologie permettant de construire un contrôleur sous forme de règles-expertes pour des réseaux de véhicules hybrides branchés en série. L'objectif de l'étude est de minimiser la consommation d'essence des véhicules. Chacun d'entre eux possède un contrôleur suivant une stratégie « d'épuisement de la charge (charge-depleting) puis de maintien de la charge (charge sustaining) ». Cette stratégie est complétée via une routine d'optimisation globale utilisant de la programmation dynamique.

Enfin plusieurs solutions de contrôle s'appliquent sous la forme règle experte permettant d'améliorer la flexibilité énergétique de pompe à chaleur raccordé à des bâtiments [21]. Dans ce cas, les solutions sont classées en fonction des objectifs à atteindre pour rajouter de la flexibilité dans la gestion énergétique d'un bâtiment. Ces contrôleurs suivent tous le même principe, à savoir, définir un seuil de déclenchement sur un indicateur à surveiller qui enclenche alors une action sur le système contrôlé, ici la pompe à chaleur. Le déclencheur peut être le temps, la puissance de fonctionnement, le prix de l'énergie ou encore la charge résiduelle. Le tableau 1.2 décrit alors 5 grandes classes de contrôleurs résultat de ces travaux.

TABLEAU 1.2 – Tableau des différents types de contrôles en fonction de leur objectif et déclencheur

Objectifs de flexibilité	Référence	Déclencheur
Modification de charge en fonction d'un planification	Lee et al. (2015) . Carvalho et al. (2015)	Temps
Effacement des pics	Dar et al. (2014)	Puissance
Réduction des coûts	Schibuloa et al. (2015)	Prix de l'énergie
Augmentation de la consommation et de la part des ENR&R	Dar et al. (2014). De Coninck et al. (2014)	Puissance solaire, charge résiduelle

Malgré les avantages de ce type de méthodes, ce que l'on retient de ces études [21], est le manque d'adaptabilité. En effet, étant donné que les paramètres et les seuils de déclenchement sont fixés à l'avance on peut observer un manque de flexibilité dans ces approches. De plus, elles ne possèdent pas de moyen d'anticiper ou de prévoir le comportement des systèmes contrôlés, ce qui peut s'avérer dommageable dans un contexte où de plus en plus de données de mesures sont disponibles.

1.3.3.2 Le contrôle anticipatif comme une option émergente dans ce nouveau contexte.

Ce qui rend l'étude sur les solutions de contrôle [21] d'autant plus intéressante est le parallèle fait avec des méthodes de contrôle prédictifs (MPC). Etant plus complexes et demandant plus d'investissement que les contrôleurs de type réactif, les MPC s'avèrent extrêmement prometteurs dans la gestion énergétique à l'échelle quartier. Intégrant des modèles RC simplifiés des bâtiments, permettant de conserver des temps de calculs décents, ces contrôleurs peuvent par exemple utiliser des prédictions en matière de conditions météorologiques, sur les variations de coûts de l'énergie afin de fournir une stratégie de contrôle adaptée.

Il existe plusieurs typologies de MPC différentes appliquées à l'échelle quartier, comme les MPC hiérarchiques ou centralisés décrits dans la partie 3.2 du chapitre 3. Etant donné ces avantages et la flexibilité qu'offrent ces types de contrôleurs, le choix s'est porté sur la mise en œuvre d'un outil de MPC dans le cadre de cette thèse. Cet outil se base sur une architecture générique permettant la création de MPC à l'échelle quartier, et sera décrit en détail dans le chapitre 3.

1.4 Développement d'une méthode de contrôle commande générique impliquant une architecture de MPC

1.4.1 Objectifs des travaux de thèse

Afin de gérer au mieux la complexité des réseaux énergétiques à l'échelle du quartier, autant sur le plan technique que social ou économique, il devient important d'intégrer des notions d'anticipation dans les contrôleurs. De nombreuses solutions ont été évaluées dans la littérature présentant des résultats concluants, et ouvrant des possibilités d'application grandissant. Cependant, on observe un manque criant de généricité dans les solutions proposées, qui se limitent dans leur grande majorité au système spécifique contrôlé, au cas par cas.

L'objectif de ce travail est donc de proposer une solution de contrôle-commande générique impliquant une architecture orienté-objet, se basant sur une analyse de la décomposition fonctionnelle d'un MPC, tout en prenant en compte les systèmes énergétiques que l'on peut retrouver de l'échelle de la zone thermique à celle du quartier. En parallèle de cette volonté de généricité, une autre approche est envisagée celle de la « sobriété » concernant la quantité de capteurs nécessaires sur les systèmes énergétiques. En effet, les approches peuvent nécessiter une assez grande quantité de données sur l'ensemble des systèmes énergétiques afin de pouvoir les configurer, notamment avec des logiques d'apprentissage (ou « data-driven »). Or, cela semble être difficilement compatible avec la volonté de généricité, ce qui amène à devoir faire des choix allant dans le sens de cette « sobriété ».

Cette voie se retrouve d'autant plus renforcée par la multiplication de capteurs sur l'ensemble des systèmes énergétiques, permettant alors un accès plus important aux données de mesures sur ces systèmes. Cette masse d'informations permet donc, dans le cadre du MPC, de pouvoir mettre en place des dispositifs de prédiction ainsi que de pouvoir identifier les modèles spécifiques de ce type de contrôleur. En combinant leur capacité d'anticipation, la possibilité d'identifier le modèle interne et ce nouvel accès aux données, le MPC constitue alors une option de choix pour les besoins de contrôle-commande à l'échelle quartier. En soi ce type de contrôle commande doit répondre à un problème inverse, dans le sens où l'objectif est de déterminer une donnée qui est normalement en entrée des modèles : la stratégie de commande optimale.

1.4.2 Méthodologie de résolution de problème inverse

1.4.2.1 Choix de résolution du problème inverse en utilisant des modèles d'optimisation

Pour résoudre un problème inverse, il existe deux solutions communément applicables, à savoir développer un modèle inverse d'un système à contrôler ou développer un problème d'optimisation représentant le dit-système. La première solution peut s'appliquer à la problématique, mais ne semble pas appropriée à une approche générique, s'approchant d'une logique que l'on peut qualifier de « boîte noire » ou data-driven. Ce genre de méthode demande une grande maîtrise des données qui sont disponibles et en dépend grandement. Par contre, l'approche utilisant l'optimisation, demande certes une connaissance physique des systèmes à contrôler, mais semble bien plus en adéquation avec une approche MPC plus sobre en termes de données de mesure. Ainsi, l'approche pour résoudre le problème inverse que doit répondre chaque MPC est de résoudre un problème d'optimisation. C'est pour cela que nous avons choisi le logiciel OMEGAlpes [2].

1.4.2.2 Le metamodelleur de problème d'optimisation OMEGAlpes

OMEGAlpes est un méta modelleur de problèmes d'optimisation basé sur une bibliothèque extensible orienté-objet. Développé par le G2Elab dans une optique open source, l'objectif de ce logiciel est donc de permettre de créer et résoudre des problèmes d'optimisation sur des systèmes ou des réseaux énergétiques tout en prenant en compte les contraintes des parties prenantes. Etant donné le grand nombre de variables engagées à l'échelle quartier, il a été choisi de développer des modèles en formulation MILP (Mixed-Integer Linear Programming).

La modélisation repose sur une logique de brique d'instance d'une classe principale appelée EnergyUnit qui sont divisées en trois catégories : les classes de productions (dérivant de la classe mère ProductionUnit), les classes de consommation (dérivant de la classe mère ConsumerUnit) et les classes d'unités de stockage (dérivant de la classe mère StorageUnit). Chacune de ces instances possèdent leur propre jeu de contraintes, qu'elles soient physiques (afin de représenter la physique du système répondant à des équations d'état) ou intégrant des fonctions objectifs en fonction des besoins (minimiser l'énergie, le coût, optimiser l'autoconsommation ou l'effacement).

Indépendamment de leur spécificité, les instances d'EnergyUnit peuvent être variables ou fixes, en fonction de si on leur fournit un profil de charge, provenant de mesures ou de données de prédiction, ou si on souhaite l'évaluer en tant que variable du problème d'optimisation. Pour un réseau énergétique donné, les systèmes de production, de consommation ou de stockage vont trouver leur modèle dans la bibliothèque OMEGAlpes et peuvent être connectés les uns aux autres à l'aide d'une instance de la classe EnergyNode. Ainsi, cette instance permet d'établir le bilan énergétique résultant entre les différentes EnergyUnit une fois connectées entre elles. Plusieurs EnergyNode peuvent être créées qui sont ensuite connectées ou non ensemble afin de finaliser le modèle correspondant au système étudié. Ci-après un exemple de schéma de connexion permettant de modéliser un système (Fig. 1.7).

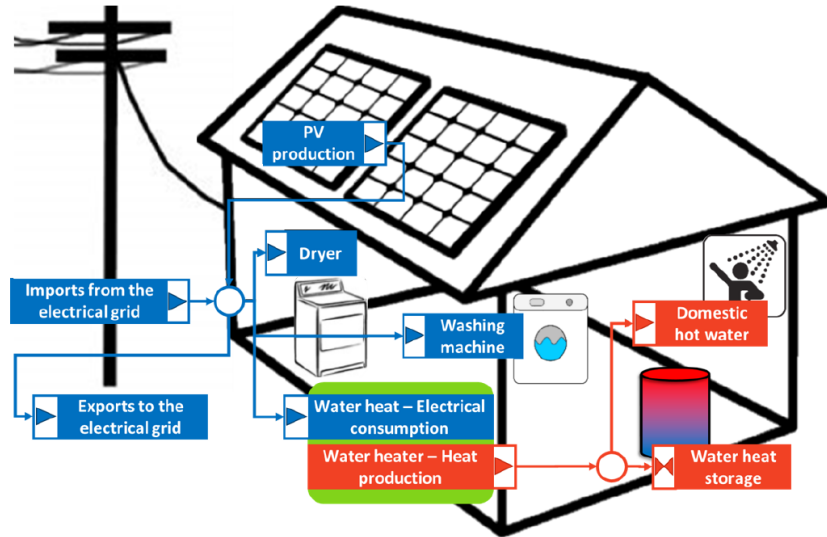


FIGURE 1.7 – Exemple d'utilisation du méta-modelleur OMEGAAlpes

Dans l'exemple de la figure 1.7, on observe deux nœuds énergétiques (représentés par des cercles raccordant les différents systèmes énergétiques), l'un électrique (en bleu) l'autre thermique (en rouge). Le nœud énergétique électrique permet de connecter ainsi les systèmes suivants :

- Une centrale photovoltaïque sur le toit.
- Les imports du réseau électrique.
- Les exports du réseau électrique.
- Un sèche-linge.
- La partie électrique de l'appoint thermique d'un ballon d'eau chaude.

Le nœud énergétique thermique connecte les systèmes suivants :

- La partie thermique de l'appoint thermique.
- Le ballon d'eau chaude.
- La consommation d'eau chaude sanitaire.

Ainsi l'ensemble permet de mettre en équation linéaire le problème d'optimisation représentatif. La finalisation de ce problème d'optimisation est effectuée à l'aide d'une fonction objectif qui peut être rajoutée via la bibliothèque.

1.5 La problématique de connexion à système réel

1.5.1 Les problèmes de désynchronisation entre un système réel et un MPC

Tout d'abord, il est important de noter que ces travaux se concentrent sur l'élaboration d'une architecture générique de MPC mettant de côté les aspects relatifs à sa connexion à un système réel. En effet, comme le montre la Figure 1.8, le système réel est émulé à l'aide de DIMOSIM permettant de ne pas traiter la problématique liée à la synchronicité des données envoyées au MPC. Sur un système réel, les mesures envoyées par chacun des sous-systèmes doivent être traitées en amont pour être synchronisées et pouvoir être considérées par le MPC. Ce n'est pas le sujet de la thèse, mais il est important de prendre en compte cet aspect.

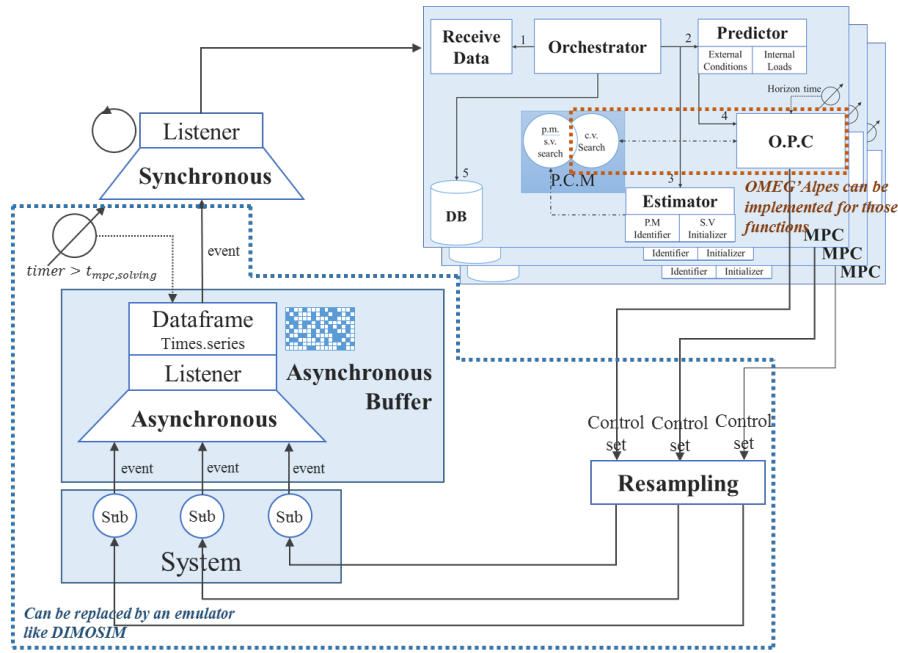


FIGURE 1.8 – Schéma de connexion entre un système réel à contrôler et un contrôleur prédictif adapté

Ainsi, cet aspect est outrepassé en simulant le comportement du système que l'on souhaite contrôler. Dans la partie suivante, une revue des différents outils de simulation énergétique est présentée pour finir avec celle choisie dans le cadre de ces travaux de thèse.

1.5.2 Revue des simulateurs thermiques dynamiques permettant la simulation d'un système

On parle de simulation thermique dynamique lorsque que l'on calcule l'évolution temporelle des états (par exemple des températures) d'un système. Ces calculs sont permis via un modèle numérique du bâtiment en tenant compte des différents bilans énergétiques. Ce modèle thermique vise à prendre en compte un ensemble de lois physiques de la thermique du bâtiment (convection, conduction, rayonnement). Elle permet d'estimer les besoins énergétiques (de chauffage et/ou de climatisation) en exploitation en tenant compte de l'enveloppe du bâtiment et de son inertie, des divers apports thermiques, du comportement des occupants et du climat local. Elle permet donc de faire le choix entre différentes alternatives de dimensionnement, de composition de matériaux, de choix d'appareils de régulation thermique ou encore de tester différentes stratégies de contrôle.

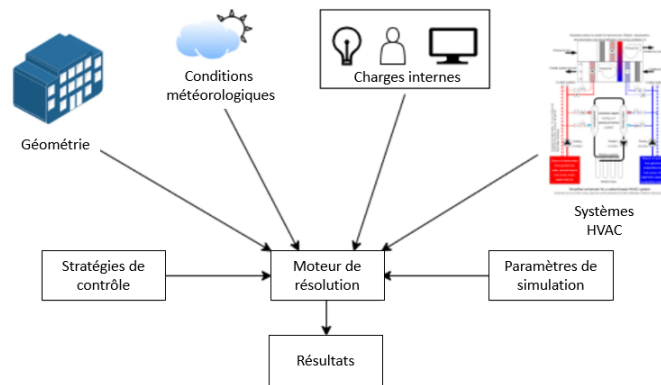


FIGURE 1.9 – Schéma de fonctionnement d'un simulateur thermique dynamique

En règle générale, ces simulations peuvent être appliquées à n'importe quel moment de la vie du bâtiment car les concepts de calcul n'en dépendent pas. Dans le cas où la simulation vise à estimer les consommations d'énergie (énergie finale ou primaire), le calcul tient alors compte aussi des systèmes énergétiques (y compris les appareils électriques non thermiques). Il existe de nombreux outils de simulation thermique dynamique du bâtiment, parmi lesquels on peut citer Energy+, TRNSYS, Pleiades pour l'échelle bâtiment et DIMOSIM pour l'échelle bâtiment, îlot ou quartier, qui est le simulateur choisi dans ces travaux

Energy Plus. Depuis 2001, EnergyPlus est un outil de simulation dynamique développé sur les bases de deux anciens logiciels de simulation que sont BLAST et DOE-2 [23]. Le premier prévoit la consommation énergétique, les performances énergétiques des systèmes et les coûts dans les bâtiments. La méthode de calcul du bilan thermique de BLAST se fonde sur des équations thermodynamiques. L'architecture du logiciel propose une approche intégrée permettant alors des prédictions de température précises, amenant à une meilleure estimation de nombreux paramètres importants, comme, par exemple, le confort thermique. Le logiciel intègre la méthode de calcul de charge ASHRAE donnant des résultats plus précis et fiables que ceux hérités de DOE-2 [23]. Le logiciel est composé de 3 blocs de bases :

- Un bloc de gestion de la simulation.
- Un module de simulation des bilans thermiques et de conservation de la masse.
- Un module de simulation des systèmes du bâtiment.

EnergyPlus utilise une description d'un bâtiment pour ensuite calculer les besoins en chaud ou en froid, afin d'y assurer le confort thermique. Le pas de temps défini à l'avance est pris en compte, en parallèle, par le module de simulation des systèmes du bâtiment qui détermine la régulation thermique appropriée. Le bloc de gestion de la simulation sert également de référence pour les autres modules afin de repérer quelle est l'étape de simulation. Ainsi chaque partie du programme est en mesure de savoir quelle action mettre en œuvre (lire les entrées, initialiser, simuler, fournir les sorties). Chacun de ces modules est accessible si besoin. Il fournit ainsi un large panel de solutions de simulation à l'échelle du bâtiment.

TRNSYS. Disponible depuis plus de 35 ans, TRNSYS est un outil permettant la simulation thermique dynamique appliquée au bâtiment. Ce logiciel prend en compte les caractéristiques du bâtiment et de son équipement de régulation thermique afin de fournir une étude détaillée du comportement thermique du bâtiment et des systèmes énergétiques. En son cœur, TRNSYS dispose d'un solveur d'équations algébriques et différentielles. Ces équations sont associées à chacun des composants qui forment ainsi une vaste bibliothèque. Cette base de composants permet de pouvoir modéliser tout un ensemble de systèmes énergétiques, comme par exemple un bâtiment en fonction de paramètres intrinsèques (données caractéristiques du bâtiment, géomé-

trie), et de données d'entrée dépendantes du temps (données météorologiques). La modélisation avec ce logiciel est rendue aisée grâce à une interface graphique permettant de pouvoir relier les composants les uns aux autres afin de représenter le bâtiment étudié.

Comfie Pléiades. Pléiades+-Comfie est un logiciel permettant de réaliser des simulations dynamiques de l'enveloppe du bâtiment pour le calcul des besoins thermiques. Développé en 1988 [24], ce logiciel a été écrit afin « d'étudier la pertinence des approches « bioclimatiques », en particulier de concepts comme l'isolation transparente et les vérandas, à la fois en terme d'économie d'énergie et de confort » [25]. Afin de construire un modèle du bâtiment, le bâtiment est découpé en zones thermique. Pour une zone thermique, les parois sont décomposées en mailles surfaciques sur lesquelles un bilan thermique est effectué en supposant les températures uniformes. La taille de ces mailles est choisie afin de trouver le meilleur compromis entre précision et temps de calcul, et elle peut être paramétrée si besoin. Une paroi interne à une zone est divisée en mailles de manière analogue, le plan central étant considéré comme adiabatique.

Chaque modèle de zone est alors réduit par analyse modale [25], le premier mode représentant l'évolution globale vers le régime permanent, les autres représentant les dynamiques plus rapides liées à des composants ou à des perturbations. Les modèles réduits sont alors couplés [26] en rassemblant les sous-modèles matriciels en un modèle global du bâtiment. Le système global est ensuite intégré selon le pas de temps choisi par l'utilisateur et les variables de couplage sont éliminées. Les phénomènes non linéaires et/ou variables sont couplés à ce modèle modal global grâce aux sollicitations de puissance injectées dans les différentes zones, comme par exemple les échanges de ventilation qui sont ajoutés à la puissance de chauffage et aux apports internes de manière à constituer une sollicitation unique pour chaque zone.

Ce logiciel est couplé avec Pléiades afin de pouvoir fournir une interface graphique qui permet de modéliser un bâtiment. Le logiciel intègre plusieurs bibliothèques de données génériques sur les composants classiques en thermique du bâtiment ainsi que des modes de gestion d'un bâtiment selon un scénario préétabli pour une semaine-type.

Dimosim. Considérant une approche « Bottom-Up », cette plateforme permet de considérer de nombreux niveaux de détail concernant la géométrie d'un bâtiment. De plus, ses aspects modulaires et modulables en font un outil multi usage. Dans la simulation est pris en compte l'environnement extérieur au sein duquel le quartier s'inscrit. L'intérêt de DIMOSIM se situe dans le fait d'être une plateforme intégrant :

- La modélisation de l'ensemble des systèmes énergétiques constitutifs d'un quartier
- La simulation des besoins
- La simulation des consommateurs
- Une visualisation des résultats

Son choix est pertinent au regard du compromis réalisé entre robustesse, précision et rapidité de résolution pour la simulation énergétique d'un quartier. Cette plateforme permet ainsi l'accompagnement des collectivités dans leur processus décisionnel sur le volet énergie et climat à l'échelle d'un territoire grâce à une évaluation multicritère.

DIMOSIM est une plateforme de simulation dynamique avec une structure orientée objet. L'avantage de cette structure réside dans la logique d'héritage parent-enfant, qui fait que les objets parents fournissent leurs caractéristiques aux objets enfants qui en héritent. Le polymorphisme est obtenue à l'aide d'une couche de classes génériques qui permettent de définir les entrées et les sorties des composants.

Cette structure hiérarchique permet alors de modéliser un quartier avec plusieurs bâtiments divisés en différentes zones, intégrant les réseaux énergétiques s'il y en a. Pour mettre en œuvre la simulation d'un quartier donné il faut plusieurs étapes. Il faut tout d'abord créer une instance de la classe en tête d'arborescence : Domain, à laquelle on associe une instance de ClimateZone.

La première classe permet de structurer la modélisation et pouvoir récupérer les données qui sont en aval de l'arborescence. La deuxième permet de récupérer les données météorologiques qu'on souhaite, soit en utilisant les fichiers intégrés, soit en chargeant ceux correspondant à l'étude que l'on souhaite faire. Il est ensuite possible de créer chacun des bâtiments composant le quartier, en prenant en compte ses caractéristiques, sa géométrie, mais le logiciel permet de prendre en compte différents formats typographique (geojson ou citygml par exemple) afin de pouvoir en créer un quartier. Un schéma explicitant cette étape (Fig. 1.10).

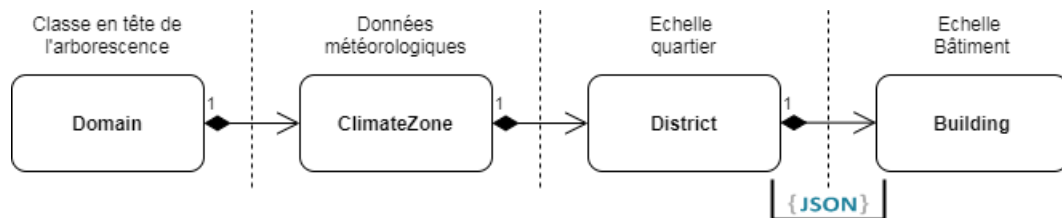


FIGURE 1.10 – Lien entre les classes permettant de construire un modèle de quartier

Ensuite, tout dépend du degré de finesse souhaité car il est alors possible de diviser chaque bâtiment en une ou plusieurs zones thermiques. Il faut alors créer une instance de la classe ThermalZone pour chacune d'entre elles. Une fois cela mis en place, la modélisation du quartier peut se compléter si besoin par l'assignation de résident pour chacune des zones thermiques et l'intégration des réseaux énergétiques reliant les bâtiments entre eux.

L'une des forces de cet outil réside dans sa base de données nationale sur les caractéristiques thermiques de bâtiment et sur les données statistiques de comportements de résidents. Ainsi, même avec un minimum de connaissances sur le quartier, à savoir l'empreinte géométrique des bâtiments, leur ancienneté, leur hauteur ou encore leur situation géographique, DIMOSIM possède des outils permettant de compléter ces caractéristiques si besoin, finalisant ainsi la caractérisation du quartier étudié. De plus, en utilisant un outil se basant sur des enquêtes de comportement de l'INSEE, et en définissant certains archétypes de résidents, les profils de charge correspondant sont construits pour le besoin spécifique de simulation, permettant alors d'étudier le confort thermique, la pertinence de certaines isolations ou encore d'équipements à haute performance énergétique. Sans rentrer plus en avant dans les détails la figure 1.11 décrit les capacités de simulation du logiciel.

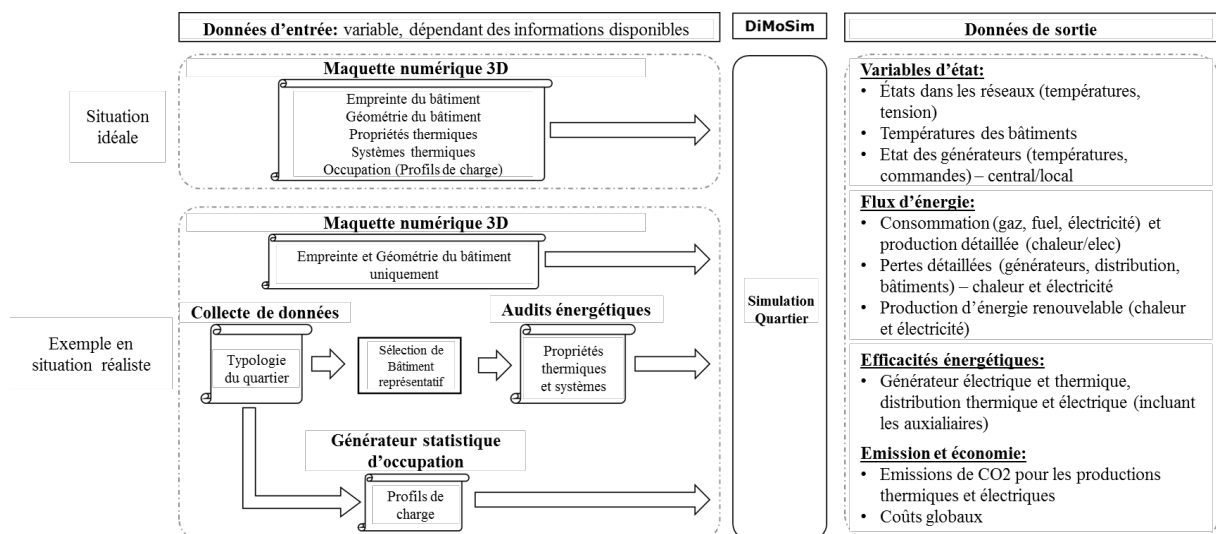


FIGURE 1.11 – Fonctionnement séquentiel de mise en oeuvre d'un modèle de quartier avec DIMOSIM

Lors de ces travaux nous n'avons pas effectué de comparaison entre les différents outils permettant la simulation de systèmes énergétiques. Il aurait été possible de les comparer d'un point de vue des performances de calcul, de définir le périmètre d'étude à venir pour le développement de l'outil de création de MPC, d'un point de vue temporel et spatial et des secteurs énergétiques impliqués. En dépit de toute comparaison, DIMOSIM servira à faire les simulations des différents systèmes, bâtiments ou quartier qui seront étudiés le long de ces travaux car il répond à des besoins relatifs au contexte de ces travaux de thèse.

1.6 Conclusion

Dans cette partie, nous avons pu évaluer les causes et les impacts du dérèglement climatique et voir dans quelle mesure le secteur du bâtiment est un facteur impactant. Afin de diminuer son impact sur les émissions de gaz à effet de serre, différentes politiques ont été menées, engageant le secteur dans la voie de la rénovation et de l'efficacité énergétique. Cela s'est traduit par des avancées dans le monde scientifique amenant à développer différents modèles thermiques de bâtiments, en fonction des besoins des utilisateurs. Cependant, l'évolution des quartiers amenée par ces politiques a redynamisé le paysage énergétique, intégrant de nouveaux acteurs et des nouveaux systèmes énergétiques. Afin de répondre à cette nouvelle complexité, il était essentiel de déterminer de nouvelles stratégies de contrôle. Cela est en partie atteignable par des stratégies « règle experte », facile à implémenter, mais qui ne correspondent pas aux nouveaux besoins de flexibilité, ainsi qu'aux nombreuses données de mesure disponibles. Les contrôleurs prédictifs semblent être plus en mesure de pouvoir répondre à cette problématique et c'est pourquoi c'est l'approche qui a été choisie dans le cadre de ces travaux de thèse. En effet, l'objectif est de créer un outil permettant de déterminer des stratégies de gestion énergétique à l'échelle quartier. Cet outil se traduit par une architecture générique de contrôleur prédictif, dont la composition et la philosophie de création sera décryptée dans le chapitre 3. Avant cela une première approche avec un MPC élémentaire sera présentée afin de pouvoir prendre en considération la composition d'un MPC, les difficultés de création de modèles et enfin servir de preuve de concept pour l'élaboration de cette architecture.

Chapitre 2

Méthodologie MPC élémentaire en vue d'une utilisation dans un contexte de quartier – développement et validation

2.1 Introduction : choix d'un système énergétique adapté pour la mise en place d'un MPC élémentaire

Le chapitre décrit un exemple illustratif relativement simple, servant ainsi de premier cas d'étude élémentaire, qui permet de comprendre le fonctionnement du MPC, ainsi que les éléments qui le composent. Les enjeux de ce cas d'étude sont nombreux :

- Identifier les éléments composants un MPC
- Créer des méthodes pour permettre la mise en œuvre d'un MPC sur ce cas simple
- Mettre en place une première étude en couplant avec une simulation du ballon solaire comme preuve de concept

Ce cas d'étude va donc être présenté tout en décrivant les modèles engagés. Plusieurs formulations concernant le modèle interne des MPC seront présentées et comparées afin de comprendre la mécanique de configuration lors de l'élaboration de ce modèle. La suite est consacrée à la présentation des autres éléments permettant le contrôle prédictif : le prédicteur, l'estimateur de paramètres et l'initialiseur de variable d'état. Pour finir, le contrôle prédictif est comparé au contrôle de base de DIMOSIM, en étudiant différentes valeurs d'horizon pour le MPC.

Sommaire

2.1	Introduction : choix d'un système énergétique adapté pour la mise en place d'un MPC élémentaire	23
2.2	Développement d'un MPC élémentaire sur un exemple simple . . .	25
2.2.1	Description des éléments fonctionnels d'un MPC au travers d'un système élémentaire	25
2.2.2	Une première approche des problématiques et spécificités du MPC via un ballon solaire thermique	26
2.2.3	Les méthodes de prédiction envisagées	35
2.2.4	La méthode de calibration du MPC	36
2.3	Définition et résolution du problème inverse pour trouver la stratégie de contrôle optimale sur un exemple simple	37
2.3.1	Définition de l'étude de cas	37
2.3.2	Choix du coefficient de pondération à l'aide d'un étude de Pareto	38
2.3.3	Résultats de l'étude	38
2.4	Conclusion	40

2.2 Développement d'un MPC élémentaire sur un exemple simple

2.2.1 Description des éléments fonctionnels d'un MPC au travers d'un système élémentaire

Le principe fondamental du MPC réside dans l'utilisation d'un modèle numérique qui va reproduire le comportement du système à contrôler et pour lequel on essaie de prédire son comportement futur. Cela permet alors de pouvoir élaborer sur un horizon de temps futur fini, une stratégie de commande optimale, en cherchant à résoudre un problème inverse contraint intégrant une fonction coût. Une partie de cette séquence de contrôle optimale est appliquée sur le système, puis va être recalculé selon le principe de l'horizon fuyant.

On entend par problème inverse, un problème pour lequel on cherche à déterminer une variable de contrôle, qui n'est pas normalement une variable de sortie en faisant varier l'état du système en ce sens. Classiquement, le problème à résoudre est un problème de simulation pour lequel on va chercher à déterminer l'état du système ayant connaissance de ses paramètres, de ses conditions aux limites et de la stratégie de contrôle adoptée, comme le résume la figure 2.1.

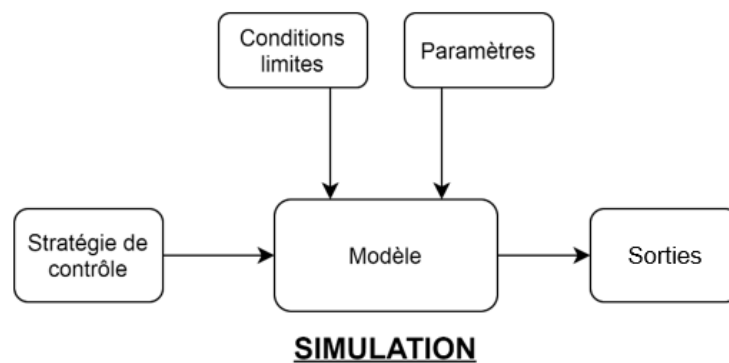


FIGURE 2.1 – Schéma fonctionnel d'un modèle dans le cas d'une simulation

Dans le cas du problème inverse d'un MPC, la sortie souhaitée est la stratégie de contrôle. Pour ce faire, le moteur de résolution du problème inverse a besoin de connaître les conditions aux limites, les paramètres du système ainsi que les valeurs initiales de l'état du système, comme le montre la figure 2.2.

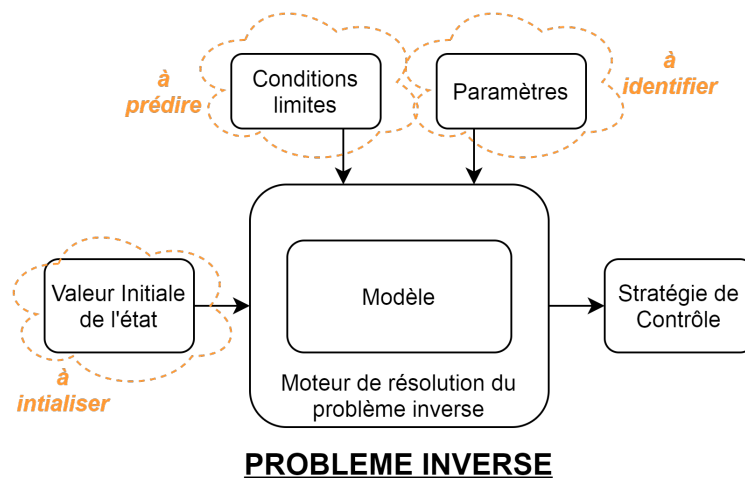


FIGURE 2.2 – Schéma fonctionnel d'un modèle dans le cas d'un problème inverse

Le contrôleur anticipatif nécessite la prédiction des conditions aux limites sur un horizon

de temps donné ainsi que la calibration du modèle interne, soit l'indentification des paramètres non renseignés du système et l'initialisation des variables d'état. Dans ce cas, le MPC peut déterminer la stratégie de contrôle optimale à venir. La suite de cette partie va être consacrée à mettre en place cette logique au travers d'un exemple élémentaire.

2.2.2 Une première approche des problématiques et spécificités du MPC via un ballon solaire thermique

2.2.2.1 Contextualisation du choix d'un cas d'étude permettant de mettre en avant les aspects d'anticipation et d'apprentissage des MPC

Cette première partie décrit la complexité que l'on retrouve de l'échelle du bâtiment à celle du quartier en termes de systèmes énergétiques et de contrôle. Cela amène à définir les bases à mettre en place vis à vis de la conception d'un MPC à l'échelle quartier. Il devient important d'envisager la problématique du MPC via un exemple simple. Il faut choisir un système suffisamment simple pour être facilement modélisé mais suffisamment complexe pour impliquer les caractéristiques d'anticipation, de modélisation et d'identification qu'engendre un MPC. Notre choix s'est porté sur l'étude d'un chauffe-eau solaire qui permet de créer un premier modèle et dont les caractéristiques de fonctionnement permettent d'envisager le fonctionnement d'un MPC. L'objectif est d'une part permettre le développement et le test d'un premier MPC avec un système simple et d'autre part de permettre l'identification fonctionnelle d'un MPC.

2.2.2.2 Le choix du ballon solaire thermique

Il devient alors nécessaire de présenter ce cas d'étude. Notre choix s'est donc porté sur un système simple, un chauffe-eau solaire d'une capacité de 200 litres avec un appoint électrique de 1kW. Ce système fournit l'eau chaude sanitaire à une maison composée de deux logements tout au long de l'année. Pour le moment le bâtiment n'est pas modélisé, seuls sont pris en compte les besoins en eau chaude sanitaire et les apports solaires. Un schéma du système choisi (Fig. 2.3).

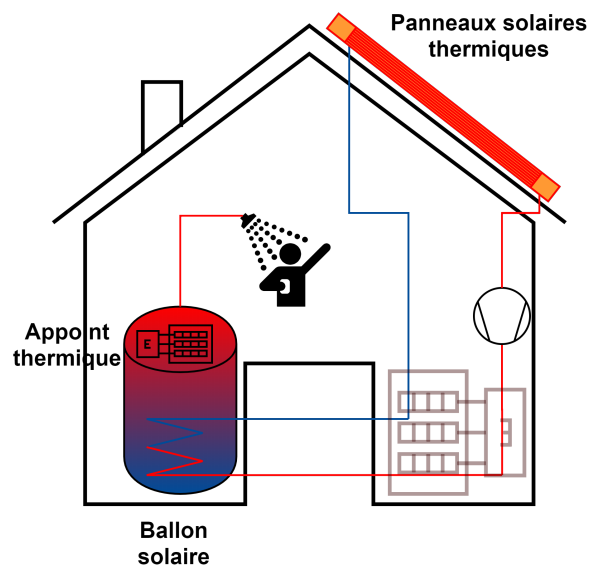


FIGURE 2.3 – Schéma de présentation du système de ballon solaire étudié

2.2.2.3 La problématique de la formulation du problème d’optimisation pour le cas d’études

Même s’il n’y a que peu de cas d’étude de MPC appliqué à ce type de système, il existe tout de même quelques travaux d’études traitant du sujet. C’est un système qui se prête bien à ce genre d’exercice, dont on connaît bien les spécificités, et pour lequel les prédictions à faire ne demandent pas une quantité d’informations très importante.

Parmi ces travaux, on peut recenser la modélisation d’un ballon solaire [27] qui repose sur une approche multi couche. Le modèle implémenté de pompe à chaleur est relativement simple, basé sur la loi d’eau. Intégrant alors comme équation d’état du modèle le bilan énergétique faite sur le ballon solaire, l’algorithme prend en compte une fonction objectif visant à réduire le coût de la consommation tout en assurant la qualité de fourniture de l’eau chaude, en considérant le débit de fourniture de l’eau chaude de la pompe à chaleur comme variable de contrôle. Il est alors comparé à un contrôleur PID « classique » et l’auteur montre que le MPC conduit à une économie de l’ordre de 4.3% à 7.9% par rapport au PID. Ce travail utilise donc un modèle de connaissance, pour lequel on connaît la physique et que l’on implémente afin de résoudre un système d’équations et ainsi assurer la stratégie de contrôle.

Une autre approche [28] présente un système hybride impliquant un système de panneaux solaires couplé à des batteries reliées à un système de stockage thermique et à une pompe à chaleur. Il s’agit d’un système bien plus complexe que celui qui nous intéresse, mais il est intéressant de considérer le modèle développé pour le ballon solaire comme stockage thermique. Ici, le couple stockage thermique / pompe à chaleur est modélisé ensemble. Le bilan thermique est effectué sur le ballon, considérant alors les apports de la pompe à chaleur, et les pertes thermiques des parois. Il s’agit également d’un modèle multicouche, mais qui ne considère donc pas d’apports solaires thermiques directs, mais indirects via l’alimentation électrique de la pompe à chaleur. Même si le problème d’optimisation diffère grandement, il est intéressant de noter que l’on retrouve ici à nouveau un système multicouche pour représenter le ballon de stockage.

Enfin le dernier cas présenté [29] est celui qui a inspiré le modèle présenté dans ce chapitre. Ici le comportement du ballon d’eau chaude est déterminé à partir des données de mesure effectuées sur les systèmes énergétiques en utilisant une méthode de calibration impliquant le maximum de vraisemblance. Le modèle de ballon solaire implémenté reprend un bilan énergétique simple qui prend en compte les apports solaires, les pertes thermiques du ballon, l’appoint thermique et les consommations de l’usager. Le ballon est modélisé en monocouche dont la température intérieure est la seule variable d’état du système. Dans ces travaux, l’objectif est tout d’abord d’estimer les paramètres de ce système, ce qui est fait via un modèle d’état stochastique continu. Ici, les paramètres du système à identifier sont la capacité thermique du ballon d’eau chaude, son coefficient de transfert thermique et le rendement du système d’appoint thermique. Une fois ces paramètres identifiés, le modèle d’optimisation peut être résolu afin d’obtenir la stratégie de contrôle optimale, avec un objectif de réduire au maximum les coûts de fonctionnement de l’appoint thermique, tout en assurant une température résultante à l’intérieur du ballon entre 50 et 95°C. Cette modélisation obtient alors des résultats prometteurs, assurant alors des économies annuelles de l’ordre de 25 à 30%, en utilisant des prédictions parfaites, comparé à la stratégie de base.

2.2.2.4 La composition du MPC permettant le contrôle du ballon solaire

De cette évaluation des composants d’un MPC, on peut alors décrire les composants fonctionnels du MPC suivants :

- Un problème inverse qui peut être décomposé en plusieurs sous-problème contenant des sous-modèles constitutifs de l’objet contrôlé.
- Un module de calibration du problème inverse, décomposé entre l’identification des pa-

ramètres des sous-modèles du problème inverse et l'initialisation de leur variable d'état.

- Un module de prédiction des conditions aux limites qui peut être décomposé en plusieurs sous-méthodes de prédictions pour chaque sous-modèle.

Afin de pouvoir alimenter les deux modules de calibration et de prédiction, il est nécessaire de constituer une base de données des mesures effectuées sur le système. Ce sont les données ainsi stockées qui permettront alors la mise en œuvre de ces modules.

La suite de ce chapitre est consacrée à présenter les solutions apportées pour le cas du ballon solaire. En premier lieu on va s'intéresser à la méthode de résolution du problème inverse : un problème d'optimisation. Dans notre cas, le problème d'optimisation va permettre de résoudre le problème inverse qui nous permet de déterminer le contrôle adéquat. Avant de le définir dans la suite, il faut revenir sur la composition d'un problème d'optimisation.

Dans notre cas, nous considérons le problème d'optimisation comme la combinaison de plusieurs éléments :

- Le modèle d'optimisation qui représente la physique du système à contrôler.
- Les contraintes physiques qui permettent d'intégrer ici les limites de température au sein du ballon solaire permettant son bon fonctionnement pour la fourniture de l'eau chaude sanitaire et du confort des occupants (risque de brûlures).
- La fonction objective qui correspond aux besoins définis par le gestionnaire de contrôle, selon des critères de confort et économiques à définir.
- Les contraintes d'optimisation permettant d'intégrer dans le problème les variables représentant la fonction objectif.

L'une des difficultés de la définition d'un problème d'optimisation pour un système énergétique donné réside dans la multitude de formulations possibles pour un même modèle et un même objectif. Ces formulations dépendent donc des variables d'états et des paramètres prises en compte et donc de la finesse du modèle ainsi que des choix effectués pour les variables d'optimisations et la formulation de la fonction objectif.

2.2.2.5 Définition du problème d'optimisation du ballon solaire pour obtenir la stratégie de contrôle du MPC

Modèle d'optimisation général. Dans ce modèle, nous allons considérer un bilan thermique sur le ballon solaire. Il faut alors prendre en compte les apports thermiques, solaires et d'appoint, les pertes et la consommation. Ici, le ballon de stockage sera considéré comme monocouche avec une seule variable d'état, la température moyenne dans le ballon.

Les apports solaires et la consommation des usagers seront eux des données à prédire dans le système. L'appoint thermique est une variable de contrôle tandis que les pertes seront considérées à l'aide d'un paramètre inconnu du système, qui sera identifié dans la phase de calibration par le MPC.

On définit cette température moyenne comme étant une représentation de la température moyenne résultante dans l'espace interne du ballon (qui ne peut donc pas être mesurée) :

$$\overline{T_{ZS}^t}[t] = \frac{1}{V_{ZS}} \iiint T_{ZS}^t[t] dx dy dz \quad (2.1)$$

En effectuant le bilan thermique sur le ballon solaire, on obtient alors l'équation d'état suivante :

$$m_{eau} \cdot c_{p,eau} \cdot \frac{d\overline{T_{ZS}^t}[t]}{dt} = \Phi_{conso,ECS}^t[t] + \Phi_{sol}^t[t] + \Phi_{aux}^t[t] + U_{ZS} \cdot A_{ZS} \cdot (\overline{T_{ZS}^t}[t] - T_{ZS,ext}) \quad (2.2)$$

m_{eau}	: masse de l'eau contenue dans le ballon solaire
$c_{p,eau}$	: chaleur massique de l'eau
$\Phi_{conso,ECS}$	: puissance instantanée de consommation d'eau chaude
Φ_{sol}	: puissance fournie par les capteurs solaires
Φ_{aux}	: puissance d'appoint thermique
U_{ZS}	: coefficient de transmission thermique du ballon d'eau chaude
A_{ZS}	: aire de la paroi du ballon solaire en contact avec l'air ambiant
V_{ZS}	: volume interne du ballon d'eau chaude
$T_{ZS,ext}$	: température ambiante à l'extérieur du stockage, ici la température de l'air considérée comme constante dans la modélisation (pas de calculs spécifiques de la température locale)

On a donc affaire à une équation d'état linéaire qui peut donc être modélisée à l'aide du logiciel OMEG'Alpes. Cependant, le problème d'optimisation est incomplet car seul le modèle d'état du système étudié a été mis en équation, il est nécessaire de le compléter avec des contraintes physiques, des contraintes d'optimisation et une ou plusieurs fonctions objectif .

Tous ces éléments permettent de formuler le problème d'optimisation. Dans ce cas d'étude, on va se concentrer uniquement sur l'économie d'énergie et le confort d'utilisation. L'économie d'énergie est ici représentée par l'utilisation de l'appoint thermique, tandis que le confort thermique va être déterminé à l'aide d'une formulation qui va être présenté dans le paragraphe Indicateurs de confort.

L'étude des formulations du problème d'optimisation

Indicateur énergétique Pour ce qui est de la formulation de l'objectif d'économie d'énergie, il peut être communément écrit de la manière suivante :

Objectif :

$$\min_{\Phi_{aux}} \left(\sum_{t=0}^{t_{fin}} \Phi_{aux}^t [t] . dt \right) \quad (2.3)$$

On considère ainsi la puissance à chaque instant, que l'on somme sur l'horizon d'optimisation. En résulte une énergie totale que l'on souhaite alors minimiser.

Les travaux effectués sur les notions de confort thermique permettent d'appréhender cette notion. En reprenant un exemple précédent [29], le confort d'utilisation est assuré en tenant compte de contraintes thermiques qui autorisent la température à varier dans la plage entre 50 et 95°C. En effet, en considérant les besoins en eau chaude sanitaire, l'objectif est ici de fournir une eau à un minimum de température, ici 50°C, afin de satisfaire les besoins de l'utilisateur.

Même si l'on pouvait reprendre cette méthode, imposant des bornes de températures, cela ne semble pas suffisamment prendre en compte les avantages d'un MPC, à savoir les capacités d'anticipation. Mettre des contraintes « dures », c'est-à-dire en empêchant concrètement la température de dépasser ces seuils, risque d'empêcher des situations où l'on pourrait envisager de passer en dessous du seuil, si on connaît à l'avance les plages d'utilisation, et on dispose d'une prévision des apports solaires.

Prenons par exemple des utilisateurs qui n'utilisent l'eau chaude que majoritairement le soir. On peut donc envisager que les apports solaires de la journée seront suffisants pour subvenir aux besoins en eau chaude. Or si l'on impose une contrainte « dure » telle qu'une borne minimale pour la température, il faudra nécessairement un appoint thermique durant la nuit, alors que les apports solaires à venir seraient théoriquement suffisants pour compenser ces pertes nocturnes.

Ce sont ces réflexions qui ont amené à définir des contraintes « douces », qui prennent en compte les bornes de températures, mais qui n'empêchent pas de définir une stratégie de contrôle

pour laquelle une partie de la température est en dessous de la valeur seuil, si l'on est en dehors de plages d'utilisation prévues. Ces formulations seront définies par la suite.

Indicateurs de confort Avant de les détailler, cette partie va introduire deux notions importantes, au regard du confort thermique, qui nous ont été utiles durant nos travaux. Il s'agit en l'occurrence de faire la différence entre la notion de disponibilité et celle d'utilisabilité. On définit ainsi la disponibilité comme étant une évaluation des moments où la température moyenne au sein du ballon d'eau chaude est au-dessus du seuil minimal de 60°C.

$$ind^t[t] = ind_{bin}^t[t] \cdot (60^\circ - T_{ZS}^t[t]) \quad (2.4)$$

Avec :

$$ind_{bin}^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{ZS}^t[t] < 60^\circ \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.5)$$

L'utilisabilité est une variante de la disponibilité, car il s'agit d'une évaluation des moments où la température moyenne est au-dessus du seuil minimal, en période d'utilisation de l'eau chaude. En d'autres termes, l'utilisabilité considère la disponibilité uniquement lorsqu'il est prévu que l'utilisateur consomme de l'eau chaude.

$$uti^t[t] = ind^t[t] \cdot uti_{bin}^t[t] \quad (2.6)$$

Avec :

$$uti_{bin}^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } \Phi_{conso,ECS}^t[t] > 0 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.7)$$

Ceci étant posé, on peut alors considérer les différentes formulations du problème d'optimisation du ballon solaire en considérant uniquement la disponibilité, à des fins de simplification des explications.

Formulation générique du problème d'optimisation On peut alors définir de manière générale le problème d'optimisation, dont il existe différentes formulations étudiées. On introduit un coefficient de pondération α entre les objectifs économiques et les objectifs de confort, définies à l'aide des indicateurs présentés dans les parties précédentes. La valeur de ce coefficient est définie dans la partie 2.3.2.

Formulation générale du problème d'optimisation	
Fonction objective	$\min_{\Phi_{aux}} \left(\sum_{t=0}^{t_{fin}} \alpha \cdot \Phi_{aux}^t [t] \cdot dt + (1 - \alpha) \cdot indice_{confort}^t [t] \cdot dt \right)$ Avec $indice_{confort}^t [t] \cdot dt = ind^t [t] \quad \text{ou} \quad uti^t [t]$ en fonction du choix de l'utilisateur
Contraintes Physique	$T_{ZS}^t [0] = T_{init}$ $\forall t \in [0 : t_{fin}]$ $T_{ZS}^t [t] < 95^\circ C$ $m_{eau} \cdot c_{p,eau} \cdot \frac{dT_{ZS}^t [t]}{dt} = \Phi_{conso,ECS}^t [t] + \Phi_{sol}^t [t] + \Phi_{aux}^t [t] + U_{ZS} \cdot A_{ZS} \cdot (T_{ZS}^t [t] - T_{ZS,ext})$ $\Phi_{aux}^t [t] = (0, p_{aux,nom})$
Contraintes d'optimisation	Dépendante de la formulation

(2.8)

2.2.2.5.1 Mise en œuvre du problème d'optimisation à l'aide de l'outil OMEG'Alpes

On peut alors utiliser la bibliothèque d'EnergyUnit fournie par le logiciel OMEG'Alpes afin de modéliser ce problème d'optimisation. Pour mémoire, la classe EnergyUnit est subdivisée en différentes sous classes :

- ProductionUnit qui modélise les unités de production énergétique, qui peuvent représenter les apports solaires et les apports de l'appoint thermique
- ConsumptionUnit qui permet de modéliser les unités de consommation thermique, qui peuvent représenter les consommations de l'utilisateur ou encore les pertes thermiques
- StorageUnit qui permet de modéliser les systèmes de stockage thermique, qui peuvent représenter le ballon solaire thermique

Chaque EnergyUnit diffère en fonction de la variabilité de son profil énergétique sur le temps d'étude. En considérant les typologies de paramètres précédents, on peut dire que la ProductionUnit qui représente les apports solaires et la ConsumptionUnit qui représente la consommation des usagers peuvent être considérés comme fixés. En effet, les profils proviennent de données de prédiction qui sont donc fixés lors de l'optimisation. A contrario, les profils restants proviennent de données variables, car dépendant de la température moyenne ou de la puissance d'appoint.

Le logiciel permet de pouvoir représenter graphiquement un problème d'optimisation, il est donc possible d'utiliser les conventions présentées en Annexe A.3 afin de représenter le modèle.

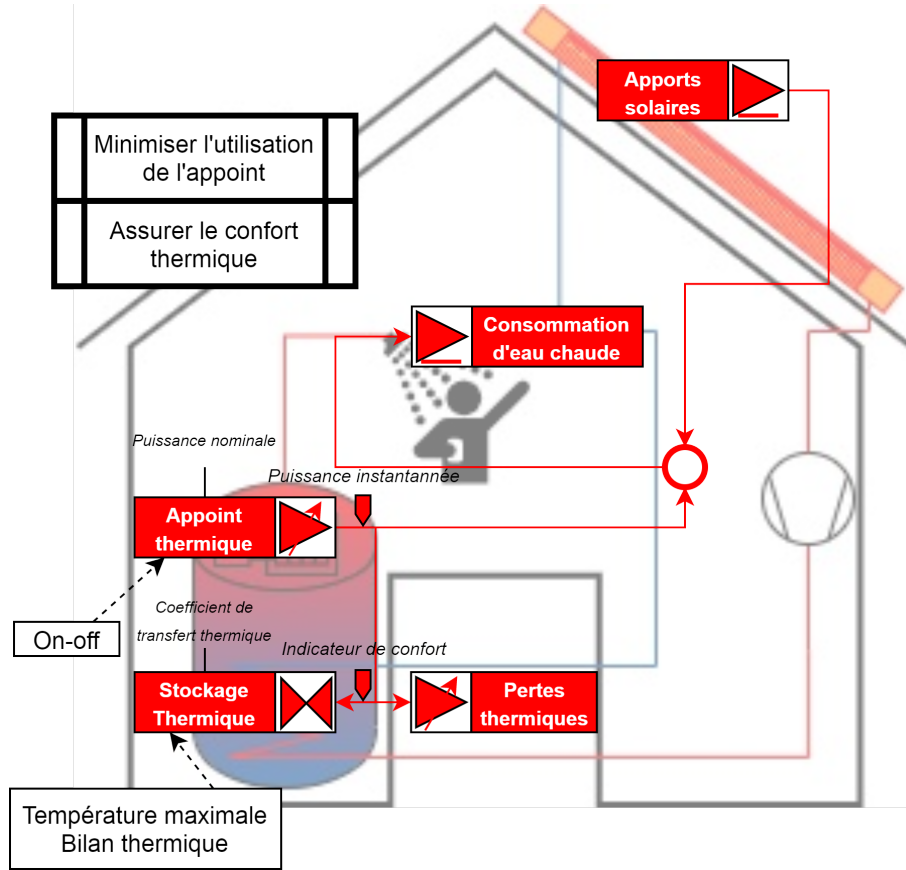


FIGURE 2.4 – Graphique du modèle d'optimisation sous OMEGAlpes

La figure 2.4 représente alors le problème d'optimisation formulé à l'aide d'OMEG'Alpes en utilisant les conventions graphiques précédentes. On a donc les pertes thermiques qui sont ici modélisées à l'aide d'une unité de consommation, dont la valeur à chaque instant dépend de la température moyenne au sein du ballon de stockage.

2.2.2.5.2 Etude comparative des différentes formulations du problème d'optimisation Ainsi, il est nécessaire de définir maintenant les indicateurs de confort d'utilisation que l'on peut envisager dans le cadre de cette étude. En tenant compte de la philosophie de contraintes « douces » qui a été exposée précédemment, trois formulations distinctes ont été définies, afin d'être étudiées et comparées.

Formulation idéale. Pour rappel, l'indisponibilité est déterminée via l'équation 2.4 dans la partie 2.2.2.5. Il s'agit du produit de deux variables, l'une binaire et l'autre continue. Ce produit est de facto non linéaire. Or, l'outil de modélisation de problème d'optimisation utilisé est un outil modélisation des problèmes linéaires. Il faut donc linéariser ce produit afin de pouvoir le mettre en équation par la suite. Un ensemble de contraintes linéaires¹ permet donc d'intégrer

1. Le minimum est plus petit que zéro car on souhaite autoriser à la variable étudiée de franchir le seuil minimum, et que le maximum est plus grand que zéro. Ainsi lorsque $b[t] = 0$, on a donc $Z[t] = 0$, selon la deuxième équation sans que cela rentre en contradiction avec ni la première, ni avec la troisième car on a alors $\Delta T[t] - \Delta T_{max} < 0 < \Delta T[t] - \Delta T_{min}$, ce qui est revient à $\Delta T_{min} < \Delta T[t] < \Delta T_{max}$. Et on a bien donc $ind_{aire}^t[t] = 0 \cdot \Delta T[t] = 0 = Z[t]$. Et si $b[t] = 1$, on a donc $Z[t] = \Delta T[t]$, ce qui est en accord avec la première equation qui devient $\Delta T_{min} < \Delta T[t] < \Delta T_{max}$ et reste vraie. La deuxième inéquation revient alors à l'équation $Z[t] = \Delta T[t]$. D'un autre côté, on a $ind_{aire}^t[t] = 1 \cdot \Delta T[t] = \Delta T[t] = Z[t]$. On obtient alors un ensemble d'inéquation linéaire qui définisse bien $Z[t]$ comme le produit d'une variable continu $\Delta T[t]$ et d'une variable binaire $b[t]$, indépendamment de la valeur de celle-ci.

ce type de produit. Posons, $b[t] = ind_{bin}^t[t]$, la variable binaire, et $\Delta T[t] = (60\check{r} - T_{ZS}^t[t])$, la variable continue et donc $ind_{aire}^t[t] = b[t] \cdot \Delta T[t]$ le produit à linéariser. Notons alors son minimum ΔT_{min} et ΔT_{max} son maximum. On peut alors considérer l'ensemble d'inégalité suivant :

$$\begin{cases} \Delta T_{min} \cdot b[t] < ind_{aire}^t[t] < \Delta T_{max} \cdot b[t] \\ \Delta T[t] - (1 - b[t]) \cdot \Delta T_{max} < ind_{aire}^t[t] < \Delta T[t] - (1 - b[t]) \cdot \Delta T_{min} \end{cases} \quad (2.9)$$

Cela nous permet donc de définir la formulation idéale de la manière suivante, comme une fonction objective couplée à un ensemble de contraintes d'optimisation et physique, sous la forme d'un ensemble d'équation et d'inéquation.

Formulation idéale du problème d'optimisation	
Fonction objective	$\min_{\Phi_{aux}} \left(\sum_{t=0}^{t_{fin}} \alpha \cdot \Phi_{aux}^t[t] \cdot dt + (1 - \alpha) \cdot ind_{aire}^t[t] \cdot dt \right)$
Contraintes Physique	$T_{ZS}^t[0] = T_{init}$ $\forall t \in [0 : t_{fin}]$ $T_{ZS}^t[t] < 95^\circ C$ $m_{eau} \cdot c_{p,eau} \cdot \frac{dT_{ZS}^t[t]}{dt} = \Phi_{conso,ECS}^t[t] + \Phi_{sol}^t[t] + \Phi_{aux}^t[t] + \Phi_{pertes}^t[t]$ $\Phi_{pertes}^t[t] = U_{ZS} \cdot A_{ZS} \cdot (T_{ZS}^t[t] - T_{ZS,ext})$ $\Phi_{aux}^t[t] = [0, p_{aux,nom}]$
Contraintes d'optimisation	Equation 2.9

(2.10)

Avec cette formulation on considère un appoint thermique « idéal », qui peut fournir une puissance instantanée modulable entre 0 et sa puissance nominale (ce qui enlève une variable binaire qu'implique le fonctionnement on-off). Et comme on l'a vu l'indicateur d'indisponibilité est défini comme le produit d'une variable binaire et d'une variable continue. Ce qui a pour double effet de pondérer l'impact de la variable binaire par l'écart d'inconfort et de limiter les effets « d'escaliers » que peuvent entraîner les variables binaires que le moteur de résolution a des difficultés à résoudre.

Formulation complexe. Cette formulation diffère de la formulation idéale à un détail près, c'est qu'elle considère un appoint thermique « on-off », et donc intègre une variable binaire à la place d'une variable continue. Cela donne alors le changement suivant :

$$\Phi_{aux}^t[t] = (0, p_{aux,nom}) \quad (2.11)$$

Cependant, cette formulation, au même titre que la précédente, amène une complexité en matière de contraintes à intégrer via l'outil OMEG'Alpes, amenant alors une certaine lourdeur de programmation. L'objectif de la formulation suivante est donc de proposer une version plus simple.

Formulation simplifiée. Cette formulation reprend donc l'appoint thermique « on-off » mais modifie l'indicateur d'indisponibilité. On considère ici un unique binaire, qui serait égal à 1 lorsque la température est inférieure au seuil minimum de confort, ici 60° , et donc égal à 0 sinon.

$$ind_{bin}^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{ZS}^t[t] < 60^\circ C \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.12)$$

On obtient alors la mise en équation suivante, représentant la formulation :

Formulation simplifiée du problème d'optimisation	
Fonction objective	$\min_{\Phi_{aux}} \left(\sum_{t=0}^{t_{fin}} \alpha \cdot \Phi_{aux}^t[t] \cdot dt + (1 - \alpha) \cdot ind_{bin}^t[t] \cdot dt \right)$
Contraintes Physique	$T_{ZS}^t[0] = T_{init}$ $\forall t \in [0 : t_{fin}]$ $T_{ZS}^t[t] < 95^\circ C$ $m_{eau} \cdot c_{p,eau} \cdot \frac{dT_{ZS}^t[t]}{dt} = \Phi_{conso,ECS}^t[t] + \Phi_{sol}^t[t] + \Phi_{aux}^t[t] + \Phi_{pertes}^t[t]$ $\Phi_{pertes}^t[t] = U_{ZS} \cdot A_{ZS} \cdot (T_{ZS}^t[t] - T_{ZS,ext})$ $\Phi_{aux}^t[t] = (0, p_{aux,nom})$
Contraintes d'optimisation	$ind_{bin}^t[t] = (0, 1)$

(2.13)

2.2.2.6 Comparaison des formulations

On dispose donc de trois formulations différentes, que l'on souhaite comparer les unes aux autres. Pour cela, ces problèmes d'optimisation vont être soumis à une même séquence de trois jours. Cette séquence est déterminée à l'aide de l'outil d'émulation DIMOSIM, qui va simuler le modèle de ballon solaire avec un pas de temps 10 de minutes. La figure 2.5 fournit les profils en graphique de ces journées.

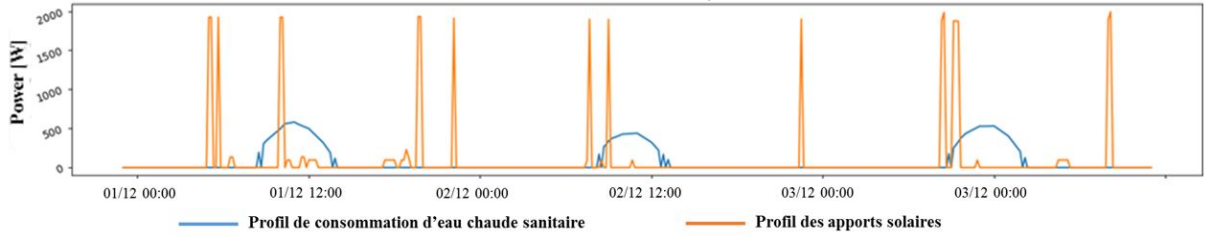


FIGURE 2.5 – Profils de consommation d'eau chaude et des apports solaires sur le temps de la simulation

En orange on trouve les profils de charge de la consommation d'eau chaude sanitaire, et en bleu sont représentés les apports solaires, le tout sur une ordonnée en W. Ainsi chaque formulation va être résolue à l'aide du moteur de résolution par défaut d'OMEGAAlpes, en faisant varier le coefficient de pondération alpha entre 0 et 1.

Pour chaque optimisation, deux facteurs de performance sont évalués, il s'agit du temps de convergence et de la précision minimale avant convergence. En effet, on peut régler la précision de convergence de l'outil de résolution via une valeur qui ici varie entre 0.05 et 0.25, sachant que plus il est grand, moins l'optimum trouvé est précis²

Ainsi ces deux facteurs de performance sont consignés pour 10 valeurs d'alpha variant entre 0 et 1, permettant d'obtenir les deux figures 2.12a et 2.12c.

2. Un article consacré à cette méthode [30] décrit l'algorithme qui va chercher la solution optimale d'un problème d'optimisation en construisant de manière itérative un arbre de recherche T de sous-problèmes. A chaque itération une solution « faisable » est stockée, puis l'algorithme va choisir un nouveau sous-problème afin d'explorer une nouvelle partie de l'espace de solutions. Si une meilleure solution est trouvée, elle remplace alors la solution faisable stockée auparavant.

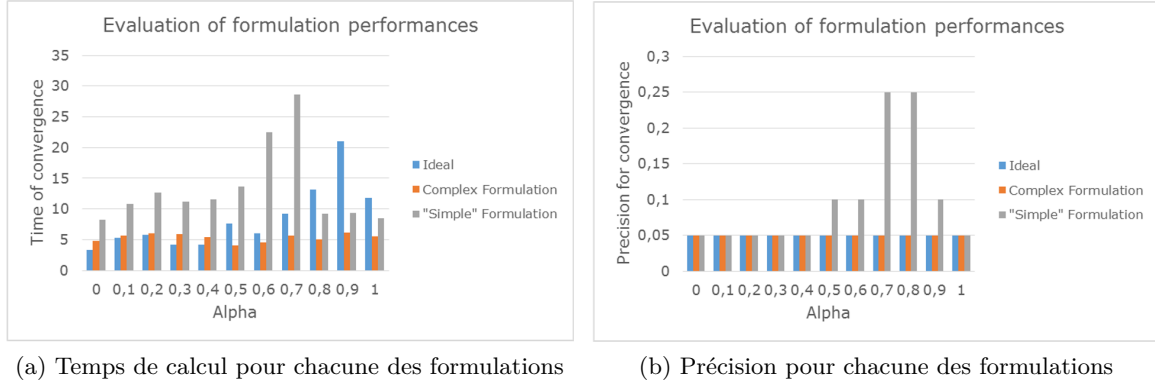


FIGURE 2.6 – Résultats des performance en fonction de alpha et des différentes formulations

Le figure 2.12a repère, en ordonnée, le temps de convergence en secondes pour une précision de convergence identique, en fonction d'alpha, en abscisse. Chaque couleur des barres correspond à une formulation particulière. La formulation « simple » en gris est dominée pour les valeurs de alpha de 0 à 0.7. En effet, le temps de convergence est nettement plus important par rapport aux deux autres formulations. Seules les valeurs de 0.8 à 1.0 correspondent à des temps de résolution en faveur de la formulation simple, par rapport aux autres. La formulation complexe est celle fournissant les temps de résolution les plus courts sur l'ensemble de l'étude effectuée.

Le figure 2.12c, en ordonnée, la précision de convergence, en fonction d'alpha en abscisse. Chaque couleur des barres correspond à nouveau à une formulation particulière. La précision de convergence varie alors de 0.05 à 0.25. Il s'agit alors de la valeur minimale de précision permettant d'obtenir une convergence de l'optimisation. Une précision de convergence de 0.25 donnera alors un résultat plus éloigné de l'optimum par rapport à une précision de 0.05. En effet, pour des valeurs d'alpha allant de 0.5 à 0.9, les facteurs de précisions pour les deux autres formulations restent stables à 0.05 tandis que la formulation simple demande impose une dégradation du facteur de précision.

Ainsi, pour la suite de cette étude, la formulation complexe va être celle conservée et celle implémentée comme base du modèle MPC correspondant.

Avant de décrire le fonctionnement du MPC, présentons les derniers éléments permettant de pouvoir compléter le MPC : le prédicteur, l'estimateur de paramètre et l'initialiseur de variable d'état.

2.2.3 Les méthodes de prédiction envisagées

Pour le ballon solaire, deux méthodes de prédiction ont été implémentées. La première est qualifiée de « parfaite » (Fig. 2.7). Cette méthode utilise le bénéfice de la simulation faite par l'outil de simulation afin de pouvoir récupérer les profils des conditions limite du système, et les conserver dans une base de données interne du MPC. Ceci permet d'avoir accès à la valeur de ces paramètres à chaque instant et de pouvoir ainsi alimenter le problème d'optimisation.

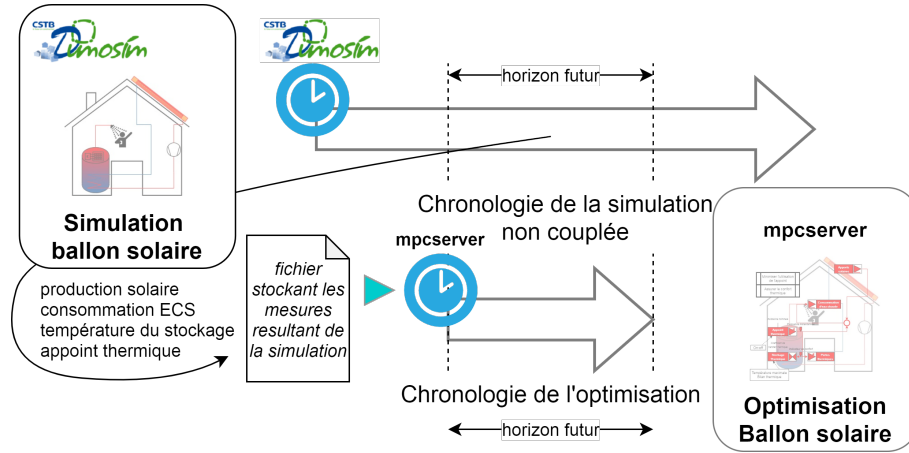


FIGURE 2.7 – Schéma fonctionnel du prédicteur parfait

L'autre méthode est qualifiée de « naïve ». Le principe est de conserver les données de mesure sur les conditions aux limites envoyées par le système. Ces données de mesure sont utilisées pour faire les prédictions sur l'horizon futur en considérant les profils à venir comme étant ceux mesurés le jour précédent sur la même durée. La figure 2.8 présente un schéma résumant le fonctionnement des deux prédicteurs.

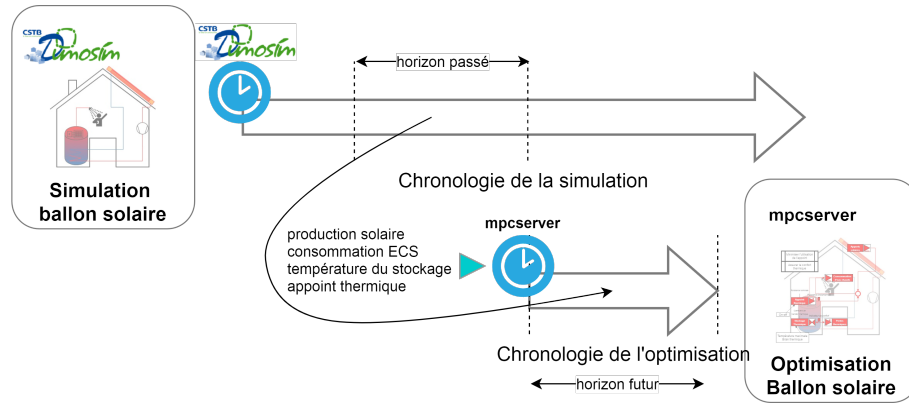


FIGURE 2.8 – Schéma fonctionnel du prédicteur naïf

2.2.4 La méthode de calibration du MPC

Pour la calibration du modèle, une partie de la méthode à développer doit permettre d'identifier les paramètres du modèle d'optimisation, ici le coefficient des pertes thermiques le paramètre de pertes thermiques $U_{ZS}.A_{ZS}$ du ballon solaire, que l'on suppose difficilement accessible au contraire de son volume. Dans le même processus, la méthode va permettre de pouvoir déterminer la valeur initiale de la température du ballon solaire pour le problème d'optimisation. Pour cela, on définit une période de temps, correspondant à un échantillon de mesure précédent. Sur cette période, nous allons nous ramener à un problème à une variable, en effet, les données de mesure de la variable d'état étant connu, sa valeur au début de l'échantillon est supposée connue. Ainsi on peut formuler le problème comme une fonction de $U_{ZS}.A_{ZS}$. A l'aide d'une méthode de calibration entre la variable d'état estimée et celle mesurée, on peut déterminer la valeur de $U_{ZS}.A_{ZS}$ minimisant l'écart relatif entre les deux. En sortie on a alors cette valeur déterminée et on récupère la valeur finale en sortie de calcul pour la variable d'état, qui nous servira de valeur initiale de la variable d'état pour le problème d'optimisation.

2.3 Définition et résolution du problème inverse pour trouver la stratégie de contrôle optimale sur un exemple simple

2.3.1 Définition de l'étude de cas

Le cas d'étude consiste en un bâtiment résidentiel composé de deux logements pour lesquels l'eau chaude sanitaire est fournie par un chauffe-eau solaire. La capacité de ce ballon est de 0.2m^3 , alimenté par des collecteurs solaires d'une surface de 2m^2 couplé à un appoint électrique de 1kW . L'étude se déroule sur 3 jours, pour une production solaire de l'ordre de 21kWh et une consommation d'eau chaude de l'ordre de 58kWh . La stratégie de contrôle est assurée par la procédure de MPC présentée auparavant. Le système simulé par le simulateur DIMOSIM reçoit alors un profil de température, qui va servir de valeur seuil minimale à ne pas dépasser. Nous avons fait le choix d'assurer le contrôle en assignant la température de consigne au lieu d'assigner la commande. Cela traduit le besoin d'éviter des appels à puissance trop important observés dans le cas d'un pas de temps de simulation supérieur celui d'optimisation.

Ici le prédicteur choisi parmi les deux présentés est le prédicteur parfait, afin de pouvoir tester l'efficacité du couplage du MPC et étudier l'influence de l'horizon sur les performances du contrôleur. Les données du prédicteur sont obtenues à l'aide d'une simulation précédemment effectuée permettant d'obtenir les données des conditions limite, tout en fournissant les performances avec un contrôleur de type « on-off » appliqué au ballon solaire.

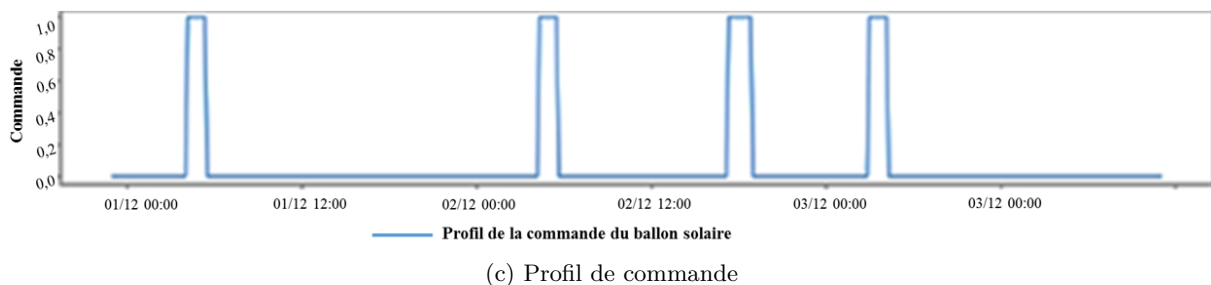
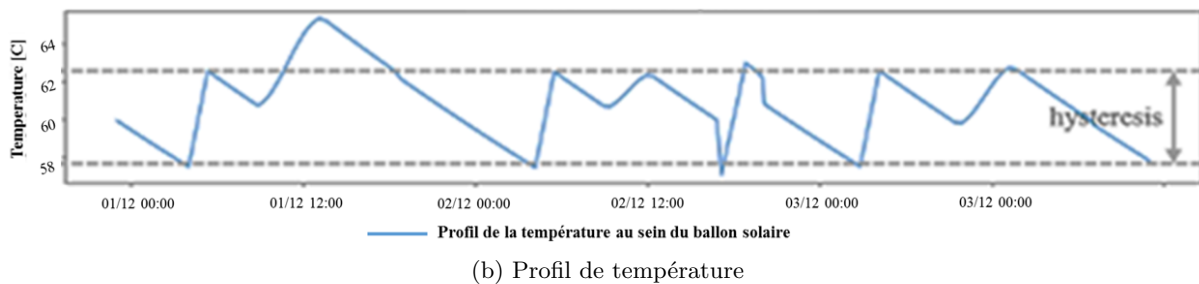
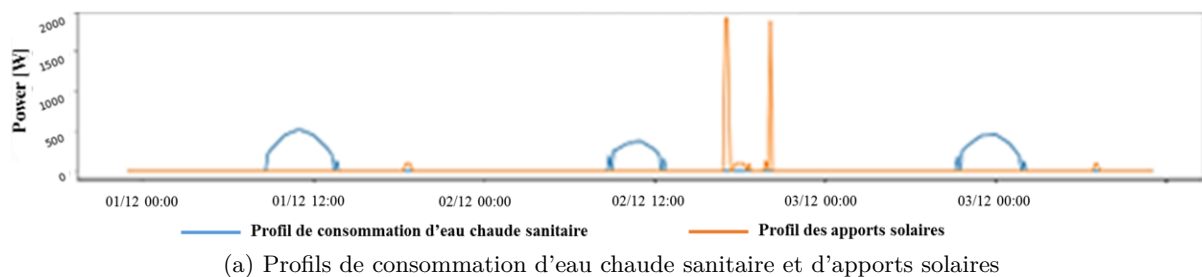


FIGURE 2.9 – Profils de production solaire du ballon, de consommation d'eau chaude sanitaire, de la température au sein du ballon et de la commande de l'appoint obtenu via simulation

Le figure ?? représente un graphique représentant les profils de production solaire (en bleu) et

de consommation d'eau chaude sanitaire (en orange). Celui du milieu représente les variations de température au sein du ballon solaire. On peut remarquer que le contrôle est régi par l'hystérésis du contrôleur on-off. Enfin le graphique en bas représente le profil de puissance de l'appoint électrique.

2.3.2 Choix du coefficient de pondération à l'aide d'un étude de Pareto

Le choix du coefficient de pondération de l'équation 2.10 se fait à l'aide d'une étude de Pareto. Pour cela, on va faire une optimisation en prenant les données sur trois jours (Fig 2.8), en faisant varier α entre 0 et 1 dont on récupère les valeurs des indicateurs normalisés de confort (Eq. 2.3) et d'énergie (Eq. 2.4). On obtient alors une courbe de Pareto (Fig 2.10)

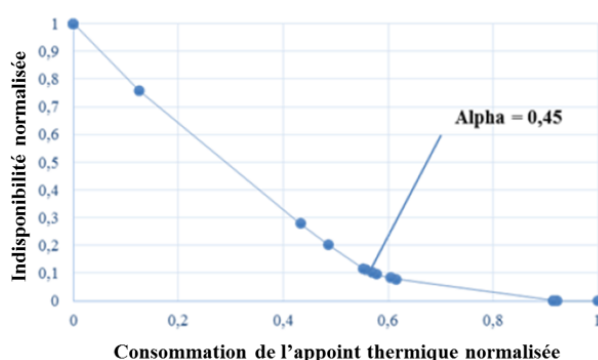


FIGURE 2.10 – Courbe de Pareto obtenue en faisant varier le coefficient de pondération α pour le modèle de ballon solaire

Parmi les coefficient évalués³, il ressort que la valeur de 0.45 est une de celle qui offrirait le meilleur compromis. On choisit alors de fixer à cette valeur le coefficient de pondération α pour la suite.

2.3.3 Résultats de l'étude

Dans le cadre de cette étude, les pas de temps de simulation et d'optimisation sont le même pour un pas de temps de 10 minutes. Lors du couplage, une fois une période d'initialisation terminée, un calcul de la stratégie optimale est lancée à chaque pas de temps. Dans cette étude, nous observons alors différentes valeurs de l'horizon du MPC. Plus cette variable est grande, plus le contrôleur a d'information pour fournir une stratégie adéquate, mais cela induit des coûts en termes de temps de calcul. Le Tableau 5.26 résume les résultats quantitatifs de cette étude.

	DIMOSIM	Horizon			
		2h	4h	6h	8h
Consommation énergétique	7833Wh	1666Wh	2396Wh	2510Wh	2729Wh
Utilisabilité	53%	0%	34%	40%	47%
Disponibilité	70%	5%	12%	12%	16%
		12h	24h	48h	72h
Consommation énergétique	7833Wh	2941Wh	3859Wh	6353Wh	8163Wh
Utilisabilité	53%	33%	47%	93%	100%
Disponibilité	53%	18%	18%	85%	98%

TABLEAU 2.1 – Temps de calcul des simulations pour des MPC possédant des valeurs d'horizon allant de 2h à 72h

3. [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.45, 0.5, 0.60, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9]

La tableau 5.26 permet alors d'observer la consommation d'énergie de l'appoint du ballon solaire avec DIMOSIM et pour chaque valeur d'horizon, la disponibilité de l'eau chaude sanitaire, soit le ratio de temps pendant lequel l'eau chaude est disponible au-dessus de la température de confort par rapport à la durée de l'étude, et l'utilisabilité, qui correspond au ratio de temps pendant lequel l'eau chaude est disponible au-dessus de la température de confort lors d'une prise d'eau chaude sanitaire sur l'ensemble des pas de temps de pris d'eau chaude sanitaire. Pour ce qui est des résultats qualitatifs, voyons le comportement du ballon solaire pour une faible valeur d'horizon :

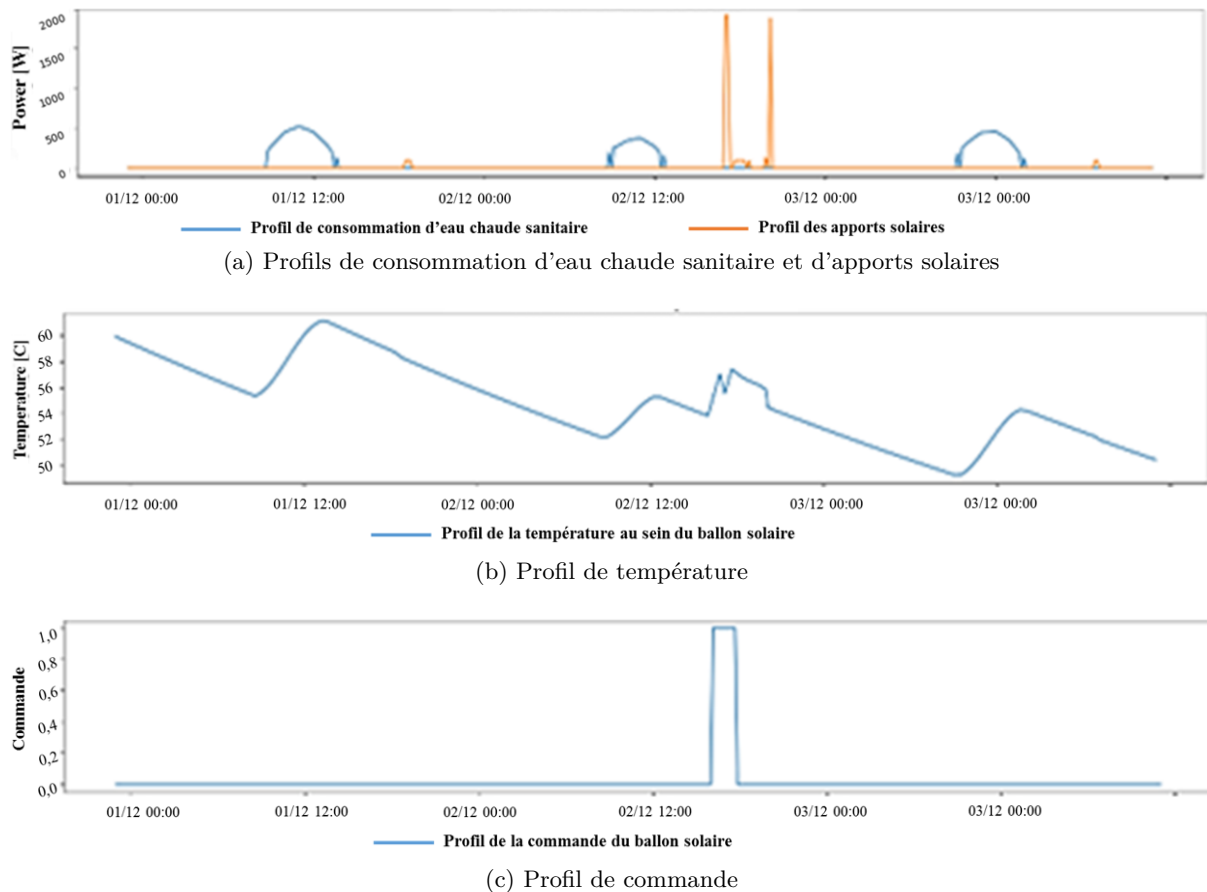


FIGURE 2.11 – Profils de production solaire du ballon, de consommation d'eau chaude sanitaire, de la température au sein du ballon et de la commande de l'appoint obtenu via simulation avec un horizon faible

Dans ce cas-là, le facteur de confort est régi par l'utilisabilité, ce qui signifie que le contrôleur ne considérera pas les instants en dessous de la valeur seuil de confort s'il n'y a pas de besoin en eau chaude sanitaire. Dans le cas d'une faible valeur d'horizon, le contrôleur ne dispose pas des informations à temps, résultant des performances médiocres en termes de confort thermique. A contrario, pour de hautes valeurs d'horizon, ce n'est pas le cas, et le contrôle est en mesure de prendre en compte les futurs besoins en eau chaude sanitaire, comme le montre la figure 2.12.

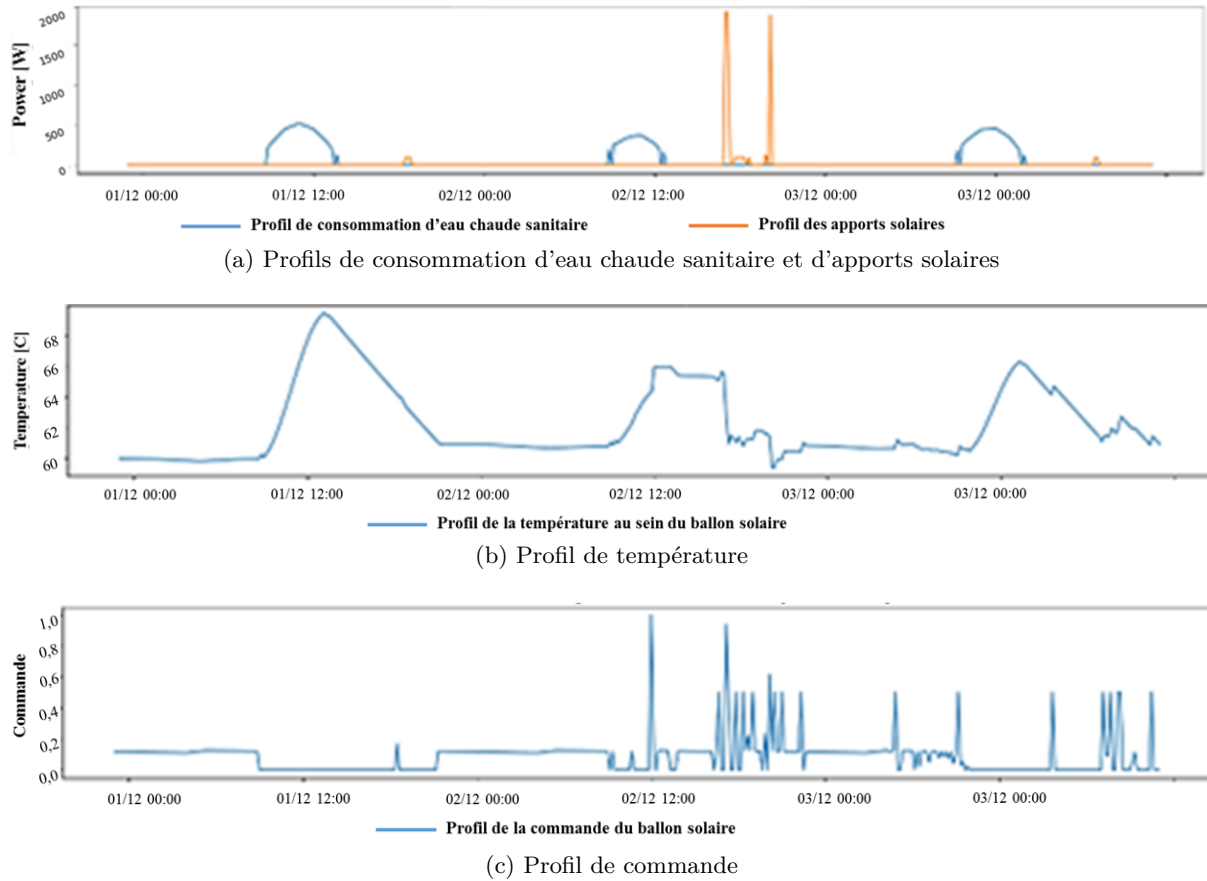


FIGURE 2.12 – Profils de production solaire du ballon, de consommation d'eau chaude sanitaire, de la température au sein du ballon et de la commande de l'appoint obtenu via simulation avec un horizon élevé

Cependant, élargir autant l'horizon a un certain coût computationnel avec le moteur de résolution par défaut de pulp et avec les choix de configuration effectué lors de cette étude, le Tableau 2.2 retranscrit les temps de calcul pour chaque valeur d'horizon.

	Horizon			
	2h	4h	6h	8h
Temps de calcul <i>hh :mm :ss</i>	01 :45	02 :14	03 :23	04 :45
	12h	24h	48h	72h
Temps de calcul <i>hh :mm :ss</i>	06 :20	16 :40	01 :20 :34	03 :37 :23

TABLEAU 2.2 – Temps de calcul des simulations pour des MPC possédant des valeurs d'horizon allant de 2h à 72h

2.4 Conclusion

Ainsi, nous avons pu voir la mise en place d'un MPC élémentaire sur un système de ballon d'eau chaude solaire. L'objectif était de voir par l'intermédiaire d'un exemple simple quels étaient les composants fonctionnels d'un MPC et comment ils pouvaient être implémentées. Nous avons pu voir qu'un MPC était généralement composé d'un module de prédiction, permettant de prédire les conditions aux limites d'un système, d'un module de calibration, permettant d'identifier

les paramètres du système ainsi qu’initialiser les variables d’état, et enfin d’un problème inverse qu’il faudra résoudre pour obtenir la stratégie de contrôle optimale.

Cette application a permis de mettre en lumière une première phase de configuration du problème inverse pour lequel plusieurs formulations différentes étaient possibles. Au travers de certaines formulations, nous avons pu appliquer des principes de linéarisation d’un produit entre une variable continu et une variable binaire, cela afin de pouvoir implémenter des fonctions objectif spécifiques. En complément, des modules de prédiction et de calibration adaptés à ce système ont été développés afin de pouvoir mettre en place le fonctionnement appliqué à une simulation.

Cela a permis de choisir une formulation adaptée pour ensuite tester ce MPC élémentaire et en déterminer les performances en le couplant à un simulateur du ballon solaire. Cette partie a servi de preuve de concept sur le fonctionnement élémentaire de ce MPC. Suite à cette partie, il convient alors de pousser la compréhension du MPC en s’intéressant aux différentes distributions de contrôle envisageables, afin de définir des utilisations à une échelle plus grande que celle d’un simple système énergétique. Ensuite pouvoir présenter une architecture visant la création et l’utilisation générique de MPC sur des systèmes énergétiques à l’échelle quartier qui sera alors présentée dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Développement d'un outil de création générique de MPC sur la base d'une architecture orientée objet

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons nous intéresser à la proposition d'un outil de création générique utilisant une architecture orientée-objet qui va permettre la création et le fonctionnement de MPC générique appliqué à des systèmes énergétiques à l'échelle quartier. Dans un premier temps, un état des lieux des MPC va être défini à l'aide d'une classification par type de distribution de leur contrôle. Cette distribution peut être centralisée, décentralisée, hiérarchique ou distribuée. Chacune d'entre elles va être définie en supplément d'exemples de mise en œuvre.

Cet état de l'art a permis de mettre en évidence la décomposition fonctionnelle d'un MPC, à savoir prédire, calibrer et résoudre. Ces trois fonctions sont alors décrites ainsi que les différentes solutions techniques de mises en œuvre, pour chacun. Ces travaux ont alors permis de nourrir la réflexion pour l'élaboration de l'architecture générique.

Sur la base de programmation orientée-objet, celle-ci s'articule autour d'une classe centrale, composée de classe de configuration et de fonctionnement. La généricité de l'outil est permise à l'aide d'une couche abstraite de classe qui est présentée, permettant la connexion, la création, la configuration, l'initialisation et le fonctionnement d'un MPC. En dernier lieu, nous allons décrire les différentes phases permettant la mise en œuvre d'un MPC pour un système donné : la phase de configuration, la phase d'initialisation et la phase de fonctionnement.

Sommaire

3.1	Introduction	42
3.2	Etat de l'art sur les applications de MPC et la distribution de son contrôle	44
3.2.1	Historique du MPC	44
3.2.2	Les principes de base d'un MPC	44
3.2.3	Approche centralisée de la distribution du contrôle de MPC	45
3.2.4	Approche décentralisée de la distribution du contrôle de MPC	46
3.2.5	Approche hiérarchique de la distribution du contrôle de MPC	47
3.2.6	Approche distribuée de la distribution du contrôle de MPC	49
3.2.7	Conclusion de l'état de l'art sur les différentes distributions de contrôle d'un MPC	50
3.3	Description des éléments fonctionnels d'un MPC	51
3.3.1	Applications et méthodes de prédiction des conditions aux limites d'un modèle inverse	51
3.3.2	Méthodes de calibration du modèle inverse	55
3.3.3	Problème inverse pour déterminer la stratégie de contrôle optimale	57
3.3.4	Conclusion sur la composition d'un MPC	57
3.4	Elaboration d'une architecture générique afin de créer un outil de création générique de MPC à l'échelle quartier	58
3.4.1	La programmation orientée-objet comme outil de construction de l'architecture	58
3.4.2	Le cas illustratif qui servira de support de compréhension du fonctionnement des classes et de l'orchestration de l'outil	58
3.4.3	Présentation des classes composantes de l'architecture générique	60
3.5	Conclusion	70

3.2 Etat de l'art sur les applications de MPC et la distribution de son contrôle

3.2.1 Historique du MPC

On recense les premières ébauches permettant la création de MPC avec les travaux de Kalman [31] dans les années 60 utilisant le régulateur linéaire quadratique (LQR). Cependant il ne permettait pas encore d'envisager une utilisation dans le cadre de contrôle-commande car n'intègre pas de notion de contraintes consistant uniquement en la minimisation d'une fonction d'état objective quadratique alimentée par des données d'entrée, intégrant un horizon de temps infini pour la résolution. Cette notion d'horizon va être importante dans l'élaboration future de MPC, car elle va définir la possibilité de prédictions dans le futur d'un MPC. Plus l'horizon est grand, plus loin dans le temps doivent être effectuées les prédictions.

Dans les années 70, les travaux de Kalman ont donné naissance à la première génération de MPC appliquée au secteur industriel. On peut notamment parler du MPHC pour Model Predictive Heuristic Control [32] ou encore le DMC pour Dynamic Matrix Control [33]. L'idée centrale est ici d'utiliser des modèles dynamiques de systèmes industriels (réponse à une impulsion pour l'un et réponse à un échelon pour l'autre) permettant de prédire une stratégie de commande future optimale, mais n'intégrant toujours aucune notion de contraintes dans les modélisations.

Il faut attendre la génération suivante, dans les années 80, avec l'essor de la programmation quadratique pour voir émerger des MPC intégrant des ensembles de contraintes applicables au contrôle des systèmes. Parmi ceux-ci on retrouve les QDMC pour Quadratic Dynamic Matrix Control [34] utilisant la programmation quadratique afin de résoudre des problèmes linéaires, intégrant des contraintes d'état, le contrôle et le coût quadratique à minimiser.

Pour ce qui est de la gestion de l'énergie, il faut attendre le début des années 90 pour découvrir une des premières applications des méthodes de contrôle prédictif à l'échelle du bâtiment [35]. L'objectif était de corriger les problématiques de surchauffe hivernal, apparaissant principalement lors des jours particulièrement ensoleillés, pour des bâtiments équipés de chauffage au sol. Dans ces conditions, un contrôleur prédictif stochastique s'est révélé être la solution adéquate permettant d'économiser significativement de l'énergie, tout en garantissant un certain confort thermique.

Il ne faisait alors plus de doutes quant à l'applicabilité des contrôleurs prédictifs au domaine de la gestion énergétique. Par la suite, ceux-ci se sont complexifiés permettant ainsi des applications à l'échelle quartier. Tous ces travaux durant près de trois décennies permettent de mettre en lumière différentes distribution de contrôle de MPC, qui vont être présentées dans la section suivante.

3.2.2 Les principes de base d'un MPC

Le principe fondamental du MPC réside dans l'utilisation d'un modèle numérique qui va reproduire le comportement du système à contrôler et pour lequel on essaie de prédire son comportement futur. Cela permet alors de pouvoir élaborer sur un horizon de temps futur fini, une stratégie de commande optimale, en cherchant à résoudre un problème inverse contraint intégrant une fonction coût. Une partie de cette séquence de contrôle optimale est appliquée sur le système, puis va être recalculé selon le principe de l'horizon fuyant.

Par la suite, on va s'intéresser aux stratégies permettant de construire ces modèles numériques représentatifs, ainsi qu'aux méthodes de résolution permettant d'obtenir les stratégies de contrôle optimales. Pour cela nous allons voir les quatre structures de distribution du contrôle suivant :

- Centralisée.
- Décentralisée.
- Hiérarchique.

- Distribuée.

3.2.3 Approche centralisée de la distribution du contrôle de MPC

3.2.3.1 Principe général de fonctionnement

Cette distribution de contrôle consiste à représenter l'objet de contrôle (zone thermique, bâtiment, quartier) comme une seule entité pour laquelle un modèle unique est mis en œuvre [36]. Cette méthode est celle qui fournit la stratégie optimale. Le Figure 3.1 représente l'approche du MPC dans un cas centralisé.



FIGURE 3.1 – Schéma de fonctionnement du MPC centralisé

3.2.3.2 Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie

Leur application est envisageable dans la gestion d'un réseau énergétique à l'échelle du bâtiment. On peut citer [37] qui développe une approche centralisée pour un réseau intégrant une centrale de production photovoltaïque, un pack de batterie, une pompe à chaleur et un convecteur de chaleur électrique. Il prend en charge simultanément les flux entrants et sortants de la pompe à chaleur et du radiateur afin de gérer le confort thermique, ainsi que les flux énergétiques au sein du réseau. La physique de chaque composant est mise en équation pour former un modèle pour un problème d'optimisation dont la fonction objective prend en compte des valeurs maximales et minimales de confort pour la température opérative et la minimisation du coût de l'énergie. Pour ce faire, des modèles de prix sont implémentés, afin de prédire ses évolutions et les prendre en compte dans la détermination de la stratégie optimale. De plus, le modèle centralisé considère les conditions aux limites du système, comme les gains internes et les gains liés aux radiations solaires. Elles sont intégrées à l'aide d'un mélange de prédiction et d'utilisation de données provenant de mesures empiriques.

Des approches de MPC centralisé s'appliquent également à la régulation thermique des bâtiments, comme dans le cas d'un bâtiment résidentiel collectif [38]. Ici, l'approche centralisée demande un modèle détaillé du bâtiment, tenant compte des échanges thermiques entre les zones. Ainsi, la structure du modèle repose sur des paramètres fondés sur des connaissances physiques qui sont calibrés sur une base de données de mesures. Cependant sa mise en œuvre s'avère complexe dans le cadre de l'approche centralisée qui amène dans ce cas un surcoût de calculs.

Enfin, on peut trouver des applications au réseau de distribution de l'électricité intégrant plusieurs micro-grid (Hajar, 2016). L'objectif est de maximiser les profits sur le réseau tout en assurant son bon fonctionnement. Chaque micro-grid est composé de :

- Systèmes de stockage de l'énergie.
- Centrales de production photovoltaïque.
- Centrales de production éolienne.
- Centrales de production thermique.
- Charges de consommation.

Des prédictions sont effectuées sur les productions des centrales de source intermittente, sur les prix de l'énergie ou encore sur les profils de consommation. Ces prédictions sont ensuite fournies au modèle global. Celui-ci permet de résoudre un problème d'optimisation contraint non linéaire prenant en compte les équations de bilans énergétiques au sein des réseaux.

Cependant, les temps de calcul et la complexité des modèles centralisés grandissent en fonction de la taille des systèmes [39], ce qui peut rendre difficile leur utilisation sur des cas comportant un nombre important de paramètres physiques. Ainsi, ils sont à choisir avec parcimonie, dans le cadre de modèles contenant peu de paramètres physiques. Dans d'autres cas, on va leur préférer des distributions décentralisées.

3.2.4 Approche décentralisée de la distribution du contrôle de MPC

3.2.4.1 Principe général de fonctionnement

Dans le cas d'une distribution de contrôle décentralisée, l'objet du contrôle est subdivisé en sous-systèmes qui vont être contrôlés indépendamment. Au contraire des approches centralisées, les méthodes décentralisées permettent une mise en œuvre impliquant des modèles contenant un grand nombre de paramètres et un haut niveau de complexité. Cependant, cette approche ne permet pas de récupérer la solution optimale [36]. En effet, chaque sous-système va optimiser ses propres performances sans forcément tenir compte des coûts et dynamiques des autres. Leur efficacité est remise en cause pour des cas où les sous-systèmes sont fortement couplés. Les principaux enjeux de cette approche sont leur faisabilité et leur stabilité [40] qui ne sont pas garantis à priori, dû au fait que pour un sous-système donné, les prédictions faites sur les autres sous-systèmes sont souvent fausses, empêchant de connaître correctement leur comportement. Le Figure 3.2 représente l'approche du MPC dans un cas décentralisé.

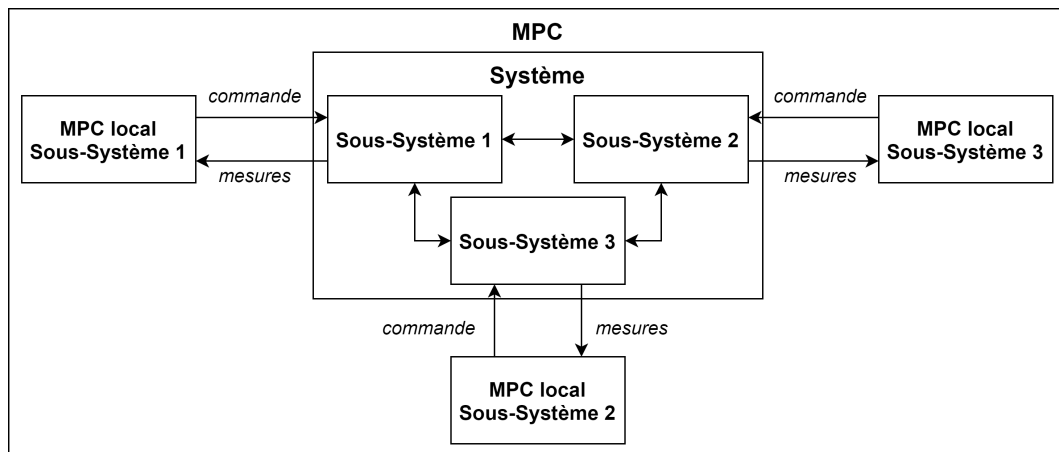


FIGURE 3.2 – Schéma de fonctionnement du MPC décentralisé

3.2.4.2 Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie

Si l'on reprend l'approche centralisée dans le cas d'un bâtiment résidentiel collectif [38], cette approche permet de modéliser chacune des zones thermiques indépendamment, sans tenir compte des échanges entre elles. Même si la solution est sous optimale, cette structure de modèle permet une mise en œuvre plus simple et rapide de leurs modèles, de leur calibration (identification des paramètres et initialisation des variables d'état) et de la résolution du problème inverse.

Le cas de la gestion de réseaux électriques est également abordé, notamment pour les micro-grids interconnectés, pour lesquels cette structure de distribution de contrôle semble être appropriée. On peut citer par exemple la gestion d'un réseau composé de 4 zones de contrôle interconnectés [16] formant chacune un réseau composé de :

- Eoliennes.
- Générateur thermique.
- Batteries nomades logées dans des véhicules électriques.
- Charges de consommation.

Dans ce cas, l'objectif est de considérer la stabilité de réseaux contenant des systèmes de production intermittents. L'idée est alors de trouver la stratégie de contrôle optimale en tenant compte des prédictions de connexions des batteries nomades (en anticipant les déplacements et stationnements des usagers des véhicules électriques) afin de pouvoir limiter aux maximum les oscillations de fréquence induites par les intermittences. Chacun des éléments de ce réseau possède son propre modèle, sa propre loi de contrôle afin de résoudre un problème d'optimisation spécifique. Un bilan énergétique est effectué sur chacune des zones puis globalisé à l'échelle de l'interconnexion.

Une autre application sur un type de réseau similaire [15] considère le contrôle décentralisé d'un microgrid. Chaque élément du réseau possède son propre modèle : bâtiment, panneaux photovoltaïques, connexion au réseau de distribution, transport de l'énergie (câbles), batteries. Pour chaque système va correspondre un problème d'optimisation approprié, avec ses propres contraintes et objectifs, en tenant compte des voisins comme des données externes à son modèle. L'objectif global de ce contrôle vise à réduire le coût de l'énergie en agissant sur les décisions de production, de stockage et de consommation.

Cette dernière approche permet de faire la transition avec les deux prochaines : hiérarchique et distribuée. En effet, la dernière application intègre une certaine approche distribuée, chaque élément tenant compte des données de calcul d'autres éléments connectés. Ainsi, cette logique peut être poussée pour obtenir des stratégies de contrôle décentralisées coopératives utilisant des méthodes de communication entre chaque sous-système. La partie suivante va être consacrée aux méthodes hiérarchiques.

3.2.5 Approche hiérarchique de la distribution du contrôle de MPC

3.2.5.1 Principe général de fonctionnement

On parle d'une configuration de contrôle hiérarchique lorsque l'on intègre dans une structure décentralisée une coordination entre les différents contrôleurs locaux [36]. Cette coordination permet d'améliorer les performances du contrôleur. De nombreuses recherches ont permis des avancées considérables sur les concepts hiérarchiques [41] et permettent de décomposer un problème de gestion optimale de l'énergie en sous-tâche plus élémentaires, de considérer différents niveaux d'abstraction, et de rendre plus aisées la définition des rôles et fonctions de chaque niveau de contrôle. En général, deux niveaux de contrôle sont considérés :

- un niveau global, qui est celui du coordinateur, dédié à la gestion de l'énergie avec un point de vue macro-économique.
- un niveau local, qui est celui des MPC à l'échelle de sous-systèmes, dédié à la recherche de points de fonctionnement optimaux (comme par exemple la régulation thermique d'une zone).

Cette architecture est supportée par deux méthodes de décomposition différentes :

- la décomposition duale [42].
- l'ADMM (pour Alternating Direction Model of Multipliers : Algorithme des Direction Alternés) [43].

Sans entrer dans les détails, l'approche hiérarchique fournit des solutions pour décomposer des problèmes d'optimisation afin de les résoudre de manière distribuée et itérative, en tenant compte de chaque optimum local et d'une hiérarchie de prises de décision. La Figure 3.3 représente l'approche du MPC dans un cas hiérarchique.

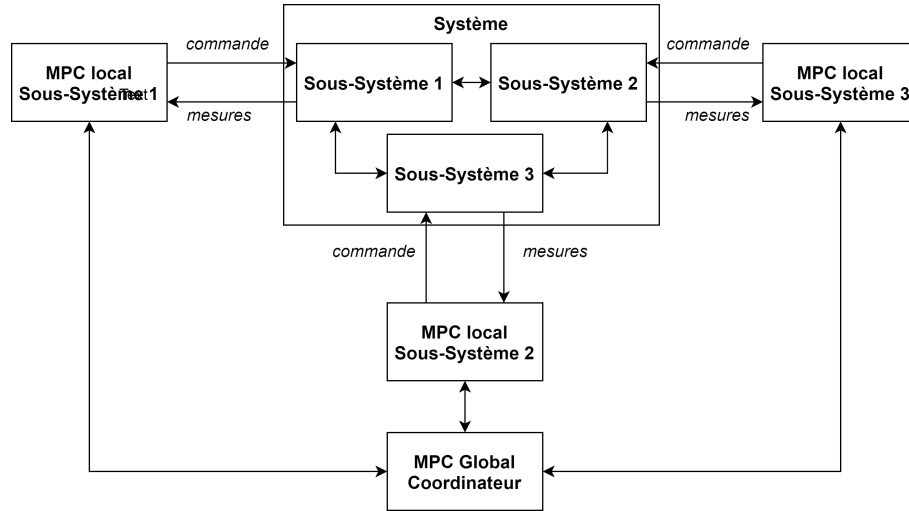


FIGURE 3.3 – Schéma de fonctionnement du MPC hiérarchique

3.2.5.2 Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie

En premier lieu, on considère les travaux sur un bâtiment résidentiel [41]. L'objectif est de contrôler l'ensemble des équipements électriques de ce bâtiment avec un scénario où la consommation est limitée par le gestionnaire de réseau. Chaque action de contrôle optimale est déterminée en tenant compte des objectifs du système, de ses propres contraintes de fonctionnement, du modèle spécifique de chaque équipement, des prédictions faites sur les conditions aux limites, notamment les profils de présence des occupants et les profils de prix de l'énergie. On considère alors un problème à multi-échelle temporelle afin de contrôler les différents sous-systèmes :

- une échelle long terme, responsable de la gestion énergétique des sous-systèmes d'un point de vue global.
- une échelle à plus court terme pour les prises de décisions rapides, en tenant compte des tendances de consommation locale de chaque équipement.

On définit des contraintes de puissance, globalement, pour considérer le bilan énergétique, les contraintes de production locales ou encore les restrictions du gestionnaire de réseau, localement, pour considérer les caractéristiques de fonctionnement spécifiques à chaque équipement et sous-système. En somme, cette configuration constitue une combinaison entre une structure centralisée, où un unique contrôleur gère le système dans son entièreté, et une logique distribuée, où le problème est subdivisé en sous-problèmes plus élémentaires. Les deux niveaux de contrôle vont s'échanger des informations de manière itérative, les locaux faisant remonter les variables de décision court-terme au global, le global faisant redescendre les consignes en tenant compte du long-terme. Cette approche permet ainsi d'obtenir une solution proche de l'optimum qu'obtiendrait un MPC centralisé avec une architecture modulable.

Une autre application à la gestion énergétique à l'échelle d'un bâtiment considère un grand bureau moderne connecté à un micro-grid avec une production centralisée renouvelable [44]. Deux niveaux de contrôle, possédant des objectifs propres, des conditions aux limites spécifiques ainsi que leur propre dynamique sont définis :

- le niveau usager, local, où l'on cherche à optimiser le confort tout en minimisant la consommation de la régulation thermique associée. On y intègre les conditions aux limites (flux solaires, occupation, température extérieure) dans une dynamique lente liée à l'effet d'inertie du bâtiment. On considère alors des constantes de temps de l'ordre de quelques heures à quelques jours.
- le niveau fourniture d'énergie, global, où l'on cherche à faire parvenir l'énergie aux usagers tout en respectant des objectifs antagonistes de réductions des coûts et de maximisation de la consommation locale des énergies renouvelables. Ce niveau est également affecté par

la température extérieure mais aussi par les températures de retour du bâtiment. Dans ce cas, la dynamique est bien plus rapide.

Dans les deux cas, les MPC doivent prendre en compte des notions de variation de prix de l'énergie et des notions d'effacement en coordination avec le gestionnaire de smart-grid connecté.

Cette structure de MPC peut également être adaptée pour la gestion d'un micro-grid [14]. L'objectif est de minimiser le coût de l'énergie provenant du réseau de distribution principal, tout en augmentant la part d'énergie renouvelable dans le mix énergétique du micro-grid, dans le but d'optimiser les bénéfices des occupants et du gestionnaire du réseau de distribution. Les deux niveaux de gestion du micro-grid permettent d'intégrer des notions de contrôleurs optimaux et de prise de décision en temps réel. Localement, le contrôle est envisagé en temps réel avec une approche règle experte. Globalement, le contrôle tient compte de l'efficacité énergétique du réseau et de la prédiction des intermittences des systèmes de production des énergies renouvelables tout comme les profils de consommation. Cette approche permet de réduire les coûts de l'énergie sur le réseau, en permettant un lissage de la consommation ainsi qu'une meilleure utilisation des capacités de stockage.

Ainsi les structures de contrôle hiérarchiques semblent faire leur preuve dans le cadre de la gestion de l'énergie que ce soit à l'échelle du bâtiment ou à celle du quartier. Cependant, il ne s'agit pas de la seule typologie dérivée de celle décentralisée. La partie suivante va être consacrée à une autre variation, la structure distribuée.

3.2.6 Approche distribuée de la distribution du contrôle de MPC

3.2.6.1 Principe général de fonctionnement

Une structure de contrôle distribuée se repose sur une dérivée d'une structure décentralisée [36]. Ici chaque contrôleur local régule son propre sous-problème tout en échangeant avec les autres sur les prédictions de son état, ceci afin d'améliorer les performances globales. Cela permet à chaque sous-système de disposer de plus d'information que dans une structure décentralisée. L'échange d'information est assuré pour chaque appel du MPC une fois que chaque optimum locaux est déterminée, et cela une seule fois. Ce procédé peut être itéré afin d'améliorer les performances de stabilité, mais cela cause des problèmes lors des échanges d'information, des risques de pertes lors de cette transmission, des délais de communication, qui rendent leur implémentation dans un cas réel trop complexe. Le Figure 3.4 représente l'approche du MPC dans un cas distribué.

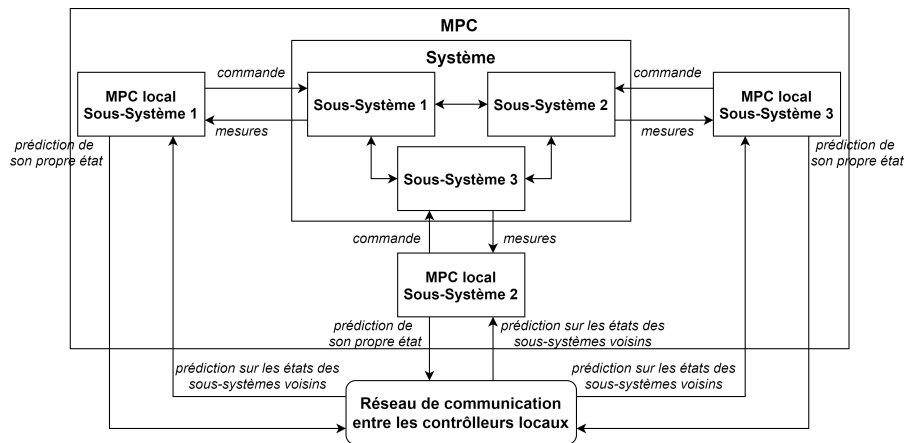


FIGURE 3.4 – Schéma de fonctionnement du MPC distribué

3.2.6.2 Application pour des cas d'étude de gestion de l'énergie

On considère alors le cas de la régulation thermique d'un bâtiment multi-zone [39]. Une approche de contrôle distribué y est proposée autour d'une loi décentralisée. Ici chaque sous-système, chaque zone possède son propre contrôleur local, lequel échange des informations avec les autres afin de converger vers un optimum global. La teneur de ces informations tient dans les prédictions faites sur le comportement à venir sur l'horizon. Ici, contrairement à une structure décentralisée classique, cette couche de communication entre les contrôleurs locaux permet d'augmenter grandement les performances, et approcher ainsi la solution optimale d'une structure centralisée, tout en réduisant significativement les temps de calcul.

Une autre application concerne un bâtiment multi-zone disposant d'un stockage électrique sous forme de batteries [45]. Le but est d'assurer le confort thermique tout en minimisant le coût de fonctionnement du convecteur thermique en gérant les flux de consommation aux moments où l'énergie est à son coût le plus bas. Le structure du MPC s'articule autour de sous-contrôleurs prédictifs locaux pour chaque zone thermique et d'un coordinateur distribué. Chaque contrôleur local dispose d'un objectif propre cherchant à préserver la température dans une bande de confort tout en minimisant le coût de l'énergie (purent économique, ou écologique). Pour chaque sous-système, un problème d'optimisation lui est dédié tenant compte des conditions aux limites, du coût de l'énergie à chaque instant et des profils d'occupation. Ce problème est résolu à chaque appel de contrôle. Pour la coordination, elle est intégrée dans un problème centralisé qui considère l'ensemble des capacités de stockage disponible, la gestion des flux provenant du réseau. Il s'agit ici du problème central, résolu de manière itérative en considérant les besoins de consommation déterminés par chaque contrôleur local.

Une dernière approche s'intéresse à la gestion de la demande, en impliquant des principes d'enchères de prix, sur un micro-grid de bâtiments interconnectés [46]. L'application se concentre sur un réseau distribué autour d'une communauté énergétique, avec une source de production renouvelable, la communauté étant formée de bâtiments en partie résidentiels (collectif ou individuel) et de bureaux. Plusieurs clusters de bâtiments sont formés ayant leurs propres caractéristiques physiques, leurs propres profils de consommation. Les modèles de bâtiments intègrent des modèles thermiques RC plus ou moins denses. Chaque bâtiment correspond à un sous-système pour lequel l'objectif est de minimiser le coût de consommation tout en maintenant le confort thermique. Dans cet écosystème distribué, le contrôleur de chaque bâtiment va chercher à respecter ses propres contraintes et objectifs, tout en partageant l'énergie disponible au travers de contraintes couplées intégrées à son problème d'optimisation. La coordination est assurée à l'aide d'enchère de l'énergie renouvelable quotidienne qui permet en pour chaque bâtiment de fournir un profil séquentiel prédéfini pour les prochaines 24h, et sur lesquels sont établis des pondérations de priorité pour chaque heure, en fonction de l'intensité du besoin en fourniture d'électricité. Ce procédé est mis en place due à la grande présence d'énergie renouvelable, qui demande alors de rendre plus flexible la consommation. Cette mécanique permet ensuite d'offrir des profils séquentiels pour chaque agent de contrôle interconnecté, contribuant ainsi à leur coordination, tout en tenant compte de principe de couplage dynamique entre les différents clusters et les contraintes énergétiques associés.

3.2.7 Conclusion de l'état de l'art sur les différentes distributions de contrôle d'un MPC

En résumé ce qu'il faut en retenir est :

- La structure centralisée offre l'optimum global le plus performant, mais cela demande des modélisations complexe en termes de nombre de paramètres, au risque d'impacter fortement les temps de calcul.
- La structure décentralisée offre l'avantage d'une mise œuvre simplifiée permettant de contrôler des systèmes complexes, le contrecoup résidant dans les performances de l'op-

timum.

- Les structures hiérarchiques et distribuées sont des dérivées d’une structure décentralisée. Elles offrent le meilleur compromis entre temps de calcul et optimum globaux. La première reposant sur des méthodes de décomposition du problème, la deuxième consistant en une décomposition experte du créateur du MPC et un réseau de communication entre les sous-problèmes.

La suite de cette partie est consacrée à la description des éléments fonctionnels d’un MPC.

3.3 Description des éléments fonctionnels d’un MPC

Pour rappel, nous proposons alors une décomposition fonctionnelle du MPC comme suit :

- Un problème inverse qui peut être décomposé en plusieurs sous-problème contenant des sous-modèles constitutifs de l’objet contrôlé.
- Un module de prédiction des conditions aux limites qui peut être décomposé en plusieurs sous-méthodes de prédictions pour chaque sous-modèle.
- Un module de calibration qui peut être décomposé en deux sous-modules l’un permettant l’identification des paramètres, l’autre permettant l’initialisation des variables d’état.

La suite de cette partie est consacrée au principe de fonctionnement (Figure 3.5) ainsi qu’aux méthodes de mises en œuvre qui sont catégorisées entre :

- Les méthodes d’apprentissage (data-driven) qui se basent sur les données de mesures effectuées .
- Les méthodes de connaissances (theory-driven) qui se basent sur les connaissances physiques appliquées sur le système contrôlé.

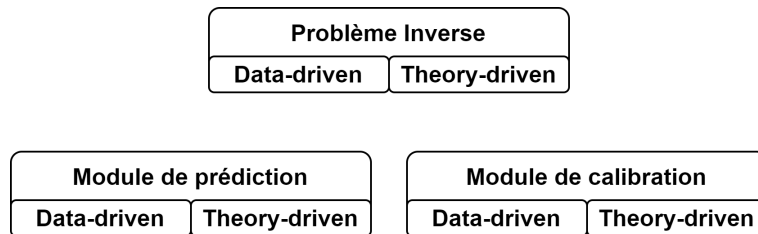


FIGURE 3.5 – Composants fonctionnels d’un MPC et les méthodes appliquées

3.3.1 Applications et méthodes de prédiction des conditions aux limites d’un modèle inverse

3.3.1.1 Rôle

L’un des concepts centraux du MPC consiste en sa capacité à prendre en compte l’anticipation des conditions aux limites de l’objet contrôlé. On entend ici par conditions aux limites, les perturbations externes de l’objet, qui les subit et font varier son état. Les anticiper permet donc en théorie de pouvoir envisager une stratégie de contrôle optimale lors de la résolution du problème inverse. Dans les faits, cette prédiction est effectuée sur un certain horizon de temps, cet horizon constituant un paramètre de configuration du MPC. Il s’agit en effet de la durée pendant laquelle est effectuée la prédiction, puis par la suite sur laquelle est déterminée la stratégie de contrôle optimale. La figure 3.6 montre le fonctionnement temporel sur lequel s’applique les prédictions de ces conditions aux limites.

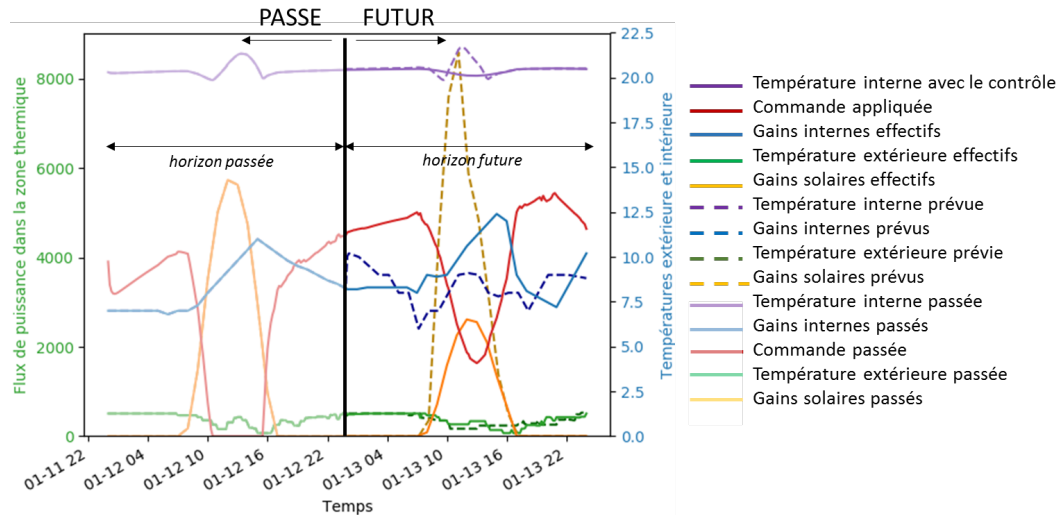


FIGURE 3.6 – Schéma de principe de la notion de prédiction au coeur du MPC

La suite est consacrée aux types de conditions aux limites que l'on peut considérer dans le cadre de la gestion de l'énergie à l'échelle du quartier et quelles sont les différents concepts de mise en œuvre existants pour appliquer la ou les méthodes de prédiction.

3.3.1.2 Les exemples d'application entre méthode d'apprentissage et modèles de connaissance

Comme nous avons pu le voir dans les exemples précités, on peut distinguer deux approches de méthodes de prédiction des conditions aux limites :

- Une approche d'apprentissage des données de mesure.
- Une approche de connaissance physique.

Méthodes d'apprentissage. L'objectif est d'utiliser les données de mesure provenant du système étudié afin de calibrer le modèle et reconstituer ainsi la réponse du système. Les paramètres du modèle n'ont pas de sens physique à proprement parler et nécessitent une maîtrise des notions de qualité des données de mesures, des notions de bruits, d'erreurs. On peut distinguer plusieurs algorithmes d'apprentissage appliqué aux prédictions relatives à la gestion énergétique à l'échelle quartier [47] :

- Les réseaux de neurones.
- Les méthodes de régression statistique (ARX, ARMAX).

D'autres algorithmes comme les arbres de décisions, les algorithmes génétiques ou les méthodes probabilistes sont également des méthodes d'apprentissage mais s'avèrent plus efficaces dans la prédiction de paramètres des modèles de bâtiments et donc plus assujettis à la calibration de ces modèles.

Les réseaux de neurones (ANN : Artificial Neural Network). Il s'agit d'un ensemble de neurones virtuels disposés en réseau. Chaque neurone est un point du réseau qui reçoit une ou plusieurs informations entrantes et qui envoie une information sortante. L'objectif est de se restreindre à une information élémentaire sous la forme d'intensité de signal. Dans un réseau de neurones, la première couche est constituée de neurones recevant des données brutes (inputs) qui sont ensuite traitées par chaque neurone qui transmet alors un signal avec une intensité variable ou alors, ne transmet pas de signal. Ce faisceau est ainsi transmis à la couche de neurone suivante et le processus se répète pour les N couches constituant le réseau de neurones.

La dernière couche est la couche résultante qui fournit la sortie du réseau de neurones (output). La figure 3.7 montre les principes de fonctionnement d'un réseau de neurones par couche.

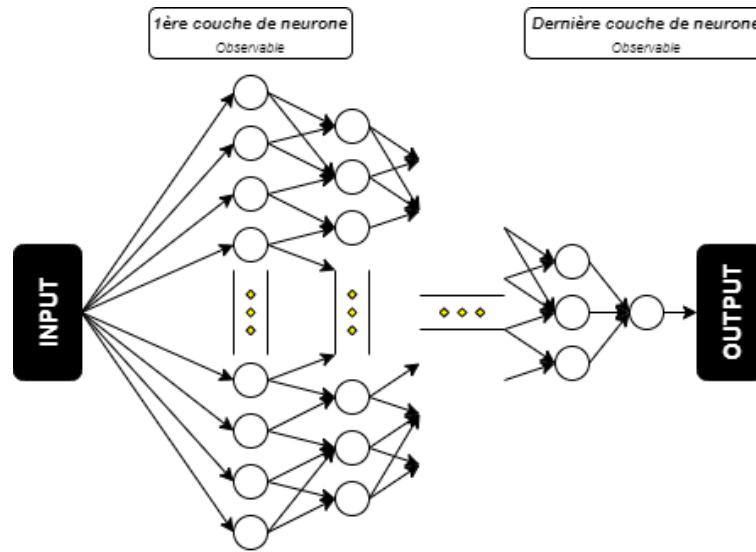


FIGURE 3.7 – Schéma de fonctionnement d'un réseau de neurone

Modèles paramétriques. Afin d'identifier les paramètres du modèle, il s'agit de comparer les mesures faites sur le système à une simulation du système. Cela est permis une fois choisis la structure du modèle, le critère de performance, la méthode d'identification et le signal d'excitation. Le choix de la structure du modèle dépend des hypothèses sur l'ordre du modèle et la nature du bruit. Il existe de nombreux modèles de base différents : le modèle ARX (Auto-regressive with eXogenous inputs), le modèle ARMAX (Auto-regressive Moving Average with eXogenous input), le modèle BJ (Box-Jenkins) et le modèle OE (Output-Error).

Dans ces modèles, le système est représenté à l'aide d'une fonction de transfert, pour lequel on connaît l'entrée et la sortie. L'objectif est d'identifier les paramètres de la fonction de transfert, qui permet par la suite d'obtenir le comportement du système. Cette évaluation se fait en tenant compte de l'ensemble des instants précédents, de l'entrée et de la sortie.

Modèles de connaissance. Concernant les méthodes de connaissances, elles peuvent impliquer un large panel de niveaux de complexité allant d'un niveau simple avec des modèles réduits RC ou des modèles demandant beaucoup de calculs, comme pour le cas des calculs de températures pour les îlots de chaleur présentés dans la partie 3.3.1.2. Elles s'appliquent particulièrement bien pour ce qui est des évaluations de données physiques, notamment météorologiques, mais demandent tout de même des prédictions sur des données simples, qui seront ensuite traduites via des modèles de connaissances poussées. Il s'agit alors de combinaison de méthodes de prédiction d'apprentissage couplée avec des méthodes de connaissance pour reconstruire des paramètres physiques et compléter les modèles de connaissance.

Les perturbations à prédire pour la gestion prédictive de l'énergie à l'échelle quartier. La gestion prédictive de l'énergie à l'échelle quartier implique de prévoir différents types de conditions aux limites. Il existe ainsi de nombreuses façons de les représenter, qui dépendent du niveau de détail souhaité. Si l'on s'en réfère aux travaux consacrés à la modélisation de MPC dans la thermique du bâtiment [48], généralisable à l'échelle quartier, on peut les classer en trois groupes :

- Les perturbations liées aux conditions externes, en général les conditions météorologiques

- Les actions menées directement sur le bâtiment par l'utilisateur : ouverture ou fermeture des volets, activation de régulateur thermique, ouverture de fenêtre, et sont reliés à des modèles de comportement des occupants.
- Les perturbations liées aux données économiques, comme un prix fluctuant de l'énergie, ou des notions d'effacement de la consommation des usagers.

La prédiction de ces données implique des méthodes qui peuvent s'avérer très complexe avec une fiabilité parfois peu élevée [49].

Les conditions météorologiques. Concernant les données météorologiques, on peut se baser par exemple sur des données générales de prédiction, sur quelques jours, fournies par des instituts comme Météo France. Il faut donc disposer d'un moyen d'alimenter le processus du MPC avec ce type de données externes (dans le sens qu'ils ne sont pas intégrés dans des processus de prédiction intégrés dans l'outil).

Une autre voie envisageable implique de décrire des modèles locaux de température, afin de prendre en compte à partir de données générales les spécificités locales. On peut par exemple étudier les îlots de chaleur urbains, dont la prise en compte de modèles locaux peut faire grandement différencier les résultats [50]. Ainsi, l'albédo des bâtiments, la vitesse locale du vent ainsi que les radiations solaires directes et diffuses sont utilisés afin de pouvoir déterminer des apports de chaleur dans un espace discrétisé autour des zones thermiques étudiées. Cependant, il s'agit d'un degré de modélisation bien plus poussé et qui peut s'avérer relativement complexe à manier dans le cadre du MPC, qui nécessite des temps de calcul relativement courts.

Une dernière voie est l'utilisation de modèles de prédiction des conditions météorologiques [51]. Ces modèles d'apprentissage, ici des réseaux de neurones, traitent des données de mesures passées concernant les perturbations extérieures (par exemple la température extérieure) afin de prédire les températures et apports solaires relatives à un bâtiment.

Le comportement des usagers. Pour ce qui concerne la modélisation du comportement des occupants, on peut noter des travaux [52] décrivant un grand nombre de modèles, intégrant des zones plus ou moins grandes (allant d'un bureau de 8 occupants à 200 bureaux), diversifiés dans leur utilisation (résidentiel, universitaires, bureau, commercial), impliquant des diverses méthodes de résolution (processus de Poisson, chaîne de Markov, méthode stochastique, modèle déterministe). Au final, le modèle choisi est un modèle permettant de rendre la dynamique à l'aide de chaîne de Markov, qui permet alors d'évaluer la probabilité de la présence des occupants. À cette présence, il faut coupler l'activité des occupants en utilisant alors des enquêtes permettant d'obtenir des bases de données de comportement dans la journée. La modélisation de l'activité se traduit ensuite à l'aide de modèles d'équipements électriques afin de fournir les courbes de charge correspondantes. Le comportement des occupants est classifié en fonction de tâches, qui diffère en fonction du modèle choisi, et qui correspond à l'enquête effectuée. Des modèles probabilistes, comme le modèle de Bernoulli, ou des modèles hybrides type BSD, sont appliqués afin de restituer le comportement des occupants qui est ensuite couplé avec un modèle thermodynamique du bâtiment afin d'activer les systèmes énergétiques associés à leur comportement.

On peut retrouver une stratégie similaire dans le logiciel DIMOSIM qui utilise la plateforme Chroniq [53] pour produire des comportements d'usagers dans ses modèles de simulation. Cet outil utilise des études statistiques issues de l'INSEE, pour lesquelles 12000 foyers ont été sondés quotidiennement sur un an, ainsi que des campagnes de mesures menées par Enertech. Cet ensemble de données statistiques est traité par une modélisation Kernel, appelant des modèles d'activation des différents appareils domestiques. Le cœur de modélisation consiste en plusieurs matrices de transition correspondant à des chaînes de Markov hétérogènes. Cela permet alors d'obtenir différents profils de charge électriques, qui sont ensuite implémentés dans les simulations.

Les variations du coût de l'énergie. Enfin, le dernier point concerne la prédiction des prix de l'énergie ainsi que l'anticipation des demandes d'effacement. Il existe de nombreux modèles de prédiction des prix sur le marché de l'énergie parmi lesquels on peut noter :

- Les modèles économétriques qui modélisent l'offre et la demande séparément afin de reconstituer le prix de l'énergie sur le marché.
- Les modèles saisonniers intégrant la notion de saisonnalité et une structure déterministe permettant de décrire la structure des prix.
- Les modèles à volatilité stochastique intégrant le principe de volatilité des prix de l'énergie afin de modéliser le marché de l'énergie.
- Les modèles avec sauts, tenant compte d'événements extrêmes, alternant entre des phases de stabilité et d'instabilité du marché, dont les nombreux paramètres demandent une procédure de calibration pouvant être difficile.

Concernant les principes d'effacement, tel que défini par la Commission de Régulation de l'Energie (CRE) dans son document d'analyse de Juin 2013 sur les « éléments de méthodologie pour la valorisation des effacements de consommation d'électricité sur les marchés de l'énergie et sur le mécanisme d'ajustement », l'effacement de consommation consiste en « une réduction temporaire [par rapport à une consommation prévue] du niveau de consommation d'un site vu du réseau, en réponse à une sollicitation externe », et consiste généralement à différer des consommations à d'autres périodes. Le but est ici de lisser les courbes de charge global afin de diminuer les pics de consommation, afin d'équilibrer le réseau. Le principe d'enchères [54] peut définir une méthode de prédiction maîtrisée dans cette notion. Dans ce cas, les prédictions sont menées conjointement avec le gestionnaire de réseau, et permettent d'intégrer une meilleure gestion de l'énergie. C'est une pratique qui demande de la planification et de la communication afin de définir l'ensemble des informations disponibles.

3.3.2 Méthodes de calibration du modèle inverse

3.3.2.1 Rôle

Le rôle de la calibration du modèle inverse est divisé entre deux fonctions pouvant être menées conjointement :

- L'identification des paramètres inconnus du problème inverse.
- L'initialisation des variables d'état.

Pour la première, certains paramètres ne sont pas forcément accessibles, ainsi les modèles intégrés dans le MPC doivent être identifiés afin de reconstituer l'ensemble des paramètres d'un modèle. Pour la seconde fonction, toutes les variables d'état d'un modèle donné ne sont pas observables. Or afin de résoudre le problème inverse sur l'horizon, il est nécessaire d'initialiser toutes les variables d'état. Il convient alors de définir des méthodes permettant d'obtenir notamment les états non observables du système (e.g. la température du mur dans un modèle de zone thermique avec deux températures d'état, celle de la zone et celle du mur).

3.3.2.2 Applications et méthodes de calibration d'un problème inverse

Fonction d'identification des paramètres. Dans ce cas, il faut différencier l'identification de paramètres de modèle de connaissance qui ont un sens physique de celle des modèles d'apprentissage pour lesquels les paramètres sont des données de calibrage du modèle. Dans les deux cas, on utilise alors des techniques d'optimisation qui déterminent la combinaison optimale de paramètres permettant de calibrer le modèle.

Cas de l'identification de modèles d'apprentissage. Pour les modèles d'apprentissage, l'identification des paramètres du modèle se fait lors d'une phase de calibrage, pendant laquelle un ensemble de données est utilisé pour calibrer le modèle. On peut par exemple considérer l'identification des paramètres, pour le cas d'une zone thermique lors d'une phase de

calibration du modèle qui utilise des données de mesures enrichies à l'aide de simulation effectuée par EnergyPlus [55]. Au niveau du bâtiment, des modèles d'apprentissage permettent de prédire l'occupation des occupants afin d'assurer le confort thermique tout en maximisant les économies d'énergie [56]. Le calibrage des paramètres du modèle est fait par l'intermédiaire de données de calibration obtenues à l'aide de mesures effectuées sur chaque zone thermique (comme la température au sein de la zone, le taux d'humidité et l'état des portes et fenêtres (ouvert/fermé)) et sur des données globales fournies par une station météo proche (les radiations solaires globales, la température de l'air et le taux d'humidité). Dans ce cas, il s'agit d'un réseau de neurones, dont les paramètres sont les pondérations de chaque neurone pour calibrer le modèle.

Cas de l'identification de modèles de connaissance. Les modèles de connaissance utilisent les principes physiques des systèmes étudiés, définissant alors des paramètres ayant un sens physique qui seront à identifier. Dans ces cas-là on peut utiliser l'équation d'état du système

$$\dot{X} = A \cdot X + B \cdot U \quad (3.1)$$

Cette calibration se fait en minimisant l'écart entre les mesures des variables observables disponibles (X_{obs}) et les variables estimées ($\hat{X}_{obs}$) lors de ces techniques d'optimisation.

$$\min |X_{obs} - \hat{X}_{obs}| \quad (3.2)$$

Pour donner un exemple plus concret, on peut par exemple citer les travaux permettant l'identification des paramètres d'un modèle de type RC [57], où l'on considère un réseau de capacités et de résistances thermiques pour les échanges de flux dans la zone thermique. Ici l'objectif est de trouver les paramètres permettant de minimiser l'écart des moindres carrés avec coefficient de déviation (RMSE) entre la variable observable du système, ici la puissance de chauffe, et les mesures effectuées. La modélisation de la zone thermique est définie par des méthodes de différences finies permettant de résoudre les balances énergétiques de celle-ci.

Une autre approche [58] utilise la méthode des moindres carrés entre la variable d'état observable, ici la température à l'intérieur de la zone, et les mesures effectuées. L'algorithme prend alors en compte les perturbations internes et externes mesurées avec une première estimation des paramètres. Utilisant ainsi le modèle d'état du système, le problème est résolu pour fournir une combinaison optimale des paramètres.

Il est également possible d'utiliser des méthodes d'apprentissage pour identifier les paramètres d'un système donné. Prenons le cas d'un réseau de distribution de l'électricité pour lequel les paramètres électriques sont identifiés à l'aide d'algorithmes génétiques [59]. Les résistances et capacités du réseau sont alors identifiées à l'aide de ces algorithmes qui utilisent des mesures de tension et de manipulation spécifiques du réseau.

Fonction d'initialisation des variables d'état. On parle d'initialisation de variable d'état, ou estimation des variables d'état, uniquement dans le cas de modèle de connaissance basé sur des équations d'état, représentatif de la physique du système. Cette initialisation est nécessaire afin de pouvoir résoudre le problème inverse spécifique. Ces valeurs initiales peuvent être fixées arbitrairement [60] mais des techniques permettent de pouvoir estimer la valeur de ces valeurs initiales sur la base de mesures effectuées sur le système. On utilise des observateurs d'état qui vont permettre de reconstituer notamment les états non observables d'un modèle d'état. L'estimation de l'état se fait en simulant la dynamique du système en prenant en compte non seulement la commande, mais aussi les sorties du système (les mesures) y dans le but de corriger les écarts éventuels.

3.3.3 Problème inverse pour déterminer la stratégie de contrôle optimale

3.3.3.1 Rôle

L'objectif du problème inverse est de fournir la stratégie de contrôle optimale pour l'objet de contrôle. Pour cela, une modélisation du système à contrôler est intégrée, sur la base d'un problème direct qui va servir de représentation de l'état du système pour traduire son comportement. Le problème direct consiste à déduire les effets, les causes étant connues. Les problèmes inverses consistent généralement en des problèmes contraints, afin de réduire l'espace de résolution et garantir au mieux l'unicité de la solution. On peut envisager divers problèmes inverses : par exemple, déterminer les paramètres du système, consistant en l'identification des paramètres, ou encore déterminer le contrôle adéquat pour satisfaire une fonction objectif donnée, que l'on va envisager dans ce cas, étant donné que l'on considère les paramètres identifiés lors de la phase de calibration. La stratégie de contrôle optimale est obtenue à l'aide des prédictions effectuées sur les conditions aux limites, ainsi que de la calibration du dit modèle, comme présenté dans les deux parties 3.3.1 et 3.3.2. Pour sa mise en œuvre, on peut utiliser des modèles d'optimisation, afin de former un problème d'optimisation..

3.3.3.2 Mise en œuvre au sein d'un problème d'optimisation

Dans notre cas, nous entendons par problème d'optimisation un problème inverse contraint basé sur un modèle d'état du système défini à l'aide d'une fonction objectif, souvent un compromis d'objectifs antagonistes. Ainsi les composants principaux sont :

- Le modèle d'état qui va servir de représentation du système contrôlé.
- Les contraintes physiques permettant de réduire l'espace de résolution tout en rajoutant de la cohérence physique au problème.
- Une ou plusieurs fonctions objectifs qui vont traduire les besoins du gestionnaire du système.
- Les contraintes d'optimisation résultante de la fonction objectif, qui permettent d'intégrer les variables d'optimisation dans la mise en équation du problème.

Comme on l'a vu dans la partie 3.2.2., la structure de distribution de contrôle va définir la structure de ce problème, à savoir centralisée ou décentralisée. Une structure centralisée consistera en un problème d'optimisation unique, alors qu'une approche décentralisée va demander une division du problème en plusieurs sous-problème.

3.3.4 Conclusion sur la composition d'un MPC

Ainsi nous avons pu dégager des connaissances de ces analyses fonctionnelles et structurelles d'un MPC. Fonctionnellement, on va retrouver 3 modules principaux présentés dans la partie 3.2.7. Structurellement, des approches centralisées ou décentralisées sont envisageables en fonction de la complexité du problème et vont déterminer des structures différentes pour chaque fonction du MPC. Ce qui ressort également de cet état de l'art est le manque de généralité des solutions proposées à l'échelle quartier. Il semble notamment que pour les cas présentés dans cet état de l'art, les MPC sont construits pour un ensemble de systèmes donné, de contraintes et d'objectifs. Or, il ne semble pas évident que ces MPC puissent être modifiables afin de pouvoir modifier les objectifs de l'étude ou encore être applicable à un autre ensemble de système. Une explication pourrait venir d'une mise en œuvre des modules de prédiction, de calibration et des modèles assez complexes et spécifiques à un ensemble de système donné. Ainsi, la volonté de ces travaux est donc de présenter une proposition d'outil permettant de fournir des MPC de manière générique pour un panel diversifié de systèmes énergétiques.

Il existe cependant des outils proposant des créations génériques de MPC [61]. Dans ces travaux de thèse, nous n'avons pas comparé ces exemples avec notre outil, mais nous aurions

pu par exemple comparer les temps de calculs pour un même cas d'étude ou encore les possibilités de mise en œuvre pour un cas d'étude donné.

Notre objectif visait donc la création d'un outil facile d'accès utilisant des principes fonctionnels génériques permettant de créer à partir d'une bibliothèque de modules de prédiction et de calibration et de fonctions objectif un MPC pouvant s'appliquer à un îlot urbain, comme le cas représentatif du type d'études que l'on peut mener actuellement avec l'outil, présenté dans la partie 5.4 du chapitre 5. De plus, nous souhaitons qu'il soit possible d'intégrer dans la mesure du possible de nouveaux modèles, de nouveaux modules de prédiction ou de calibration, de nouvelles fonction objectif afin de mettre à jour l'outil, ce qui sera le fruit de travaux futurs comme définis dans la partie 6.2. L'objectif est donc de fournir une architecture se basant sur une bibliothèque de modèles, sur un ensemble de modules de prédiction et de calibration pouvant être enrichi dans la suite de ces travaux afin de pouvoir répondre à un panel de quartier de plus en plus diversifié d'un point de vue des systèmes énergétiques.

De cette base de réflexion découle l'élaboration d'une architecture générique de MPC visant à intégrer les spécificités structurelles et fonctionnelles que nous avons pu identifier afin de pouvoir proposer des MPC adaptés à des systèmes énergétiques à l'échelle quartier.

3.4 Elaboration d'une architecture générique afin de créer un outil de création générique de MPC à l'échelle quartier

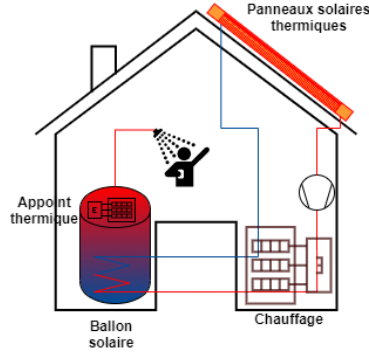
Afin de pouvoir élaborer l'architecture générique, nous avons fait le choix parmi les méthodes disponibles de la méthode de programmation orientée-objet dont les caractéristiques ont permis d'envisager une structure générique.

3.4.1 La programmation orientée-objet comme outil de construction de l'architecture

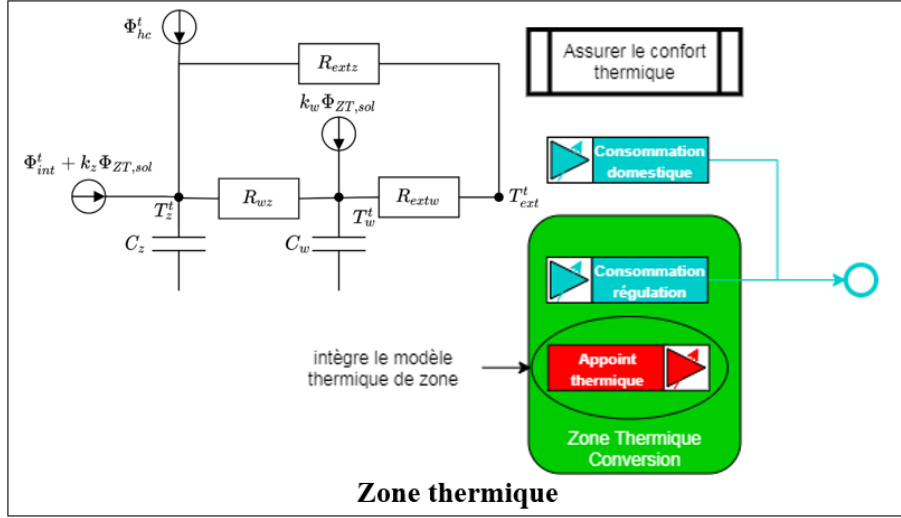
La programmation orientée objet (POO), ou programmation par objet, consiste à utiliser des techniques de programmation pour mettre en œuvre une conception basée sur la création et l'interaction de briques fonctionnelles que l'on appelle objet. Ils sont en capacité de représenter des éléments, physiques ou non. Chaque objet dispose de sa propre structure et comportement, transposé par l'intermédiaire de méthodes et de paramètres spécifiques, attribués lors de la création de l'objet. Leur capacité de communiquer avec d'autres objets offre de grands degrés de liberté dans la programmation. La définition de méthodes et d'attributs spécifiques peuvent permettre de déterminer des classes d'objet. Chaque objet défini à partir de cette classe disposera des mêmes attributs et méthodes. L'un des grands avantages de cette programmation réside dans la notion d'héritage, fonctionnant entre un objet-parent et un objet-enfant. L'objet-enfant va hériter de tout ou partie des attributs et méthodes du parent tout en rajoutant certains qui vont différencier l'enfant du parent.

3.4.2 Le cas illustratif qui servira de support de compréhension du fonctionnement des classes et de l'orchestration de l'outil

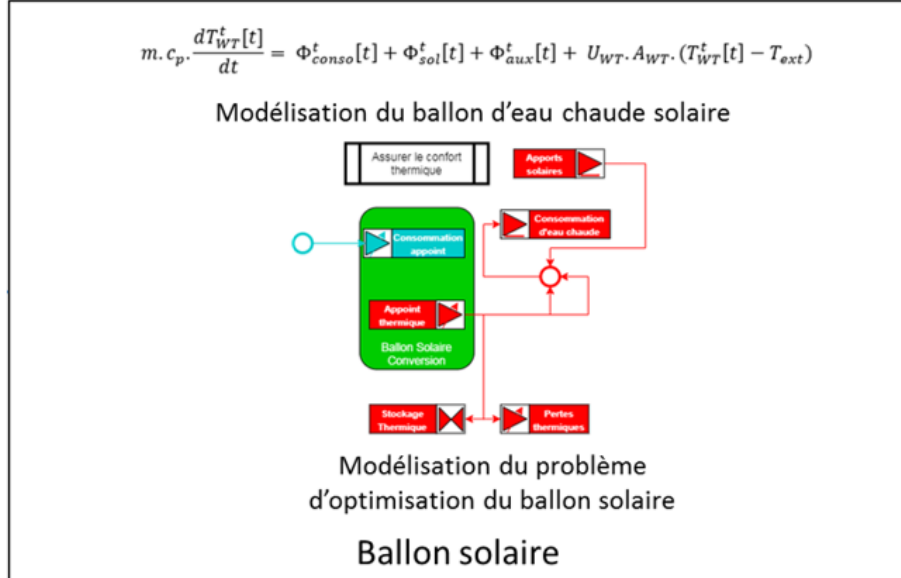
Pour la suite, chaque présentation générique va être complétée par une présentation appliquée à un système illustratif. Ce système consiste en un bâtiment pour lequel on assure le confort thermique et la qualité de la fourniture d'eau chaude sanitaire. Le confort thermique est considéré au sein d'une zone thermique et la fourniture de l'eau chaude sanitaire est assurée par un système de ballon d'eau chaude couplé à un appoint électrique et un convecteur solaire thermique qui alimente uniquement le système d'eau chaude sanitaire. Les deux systèmes sont considérés comme indépendants en considérant la température à l'extérieur du ballon d'eau chaude comme étant constante.



(a) Bâtiment résidentiel servant d'exemple illustratif



(b) Modélisation de la zone thermique



(c) Modélisation du système de ballon d'eau chaude solaire

FIGURE 3.8 – Représentation du système permettant d'illustrer le fonctionnement de l'outil de création du MPC

Pour le cas applicatif, le bâtiment va être subdivisé en deux systèmes, à savoir la zone thermique et le ballon d'eau chaude. Cette division permet alors d'envisager une gestion spécifique pour chaque sous-système. Les modèles de zone thermique sont décrits dans le chapitre 4, partie 4.2.2 et ceux du modèle de ballon solaire dans le chapitre 2, partie 2.2.2.5.

3.4.3 Présentation des classes composantes de l'architecture générique

3.4.3.1 Ensemble des classes intégrées dans l'outil constituant l'architecture générique

L'architecture générique est constituée de différentes classes dont les attributs et méthodes permettent de structurer et configurer les MPC et de définir et actionner ses différents éléments fonctionnels. Cette structure est portée par un ensemble de classes abstraites qui permettent la genericité de l'orchestration et de la modélisation du MPC. Leur abstractivité permet aux classes héritières de pouvoir bénéficier de méthodes similaires. La création et la configuration d'un MPC au travers de cette architecture est faite à l'aide d'un sous-ensemble de classes concrètes, qui vont porter les phases de création, de configuration et de fonctionnement du MPC. La figure 3.9 représente le graphe UML représentatif de l'architecture de classe intégrée dans l'outil de création de MPC.

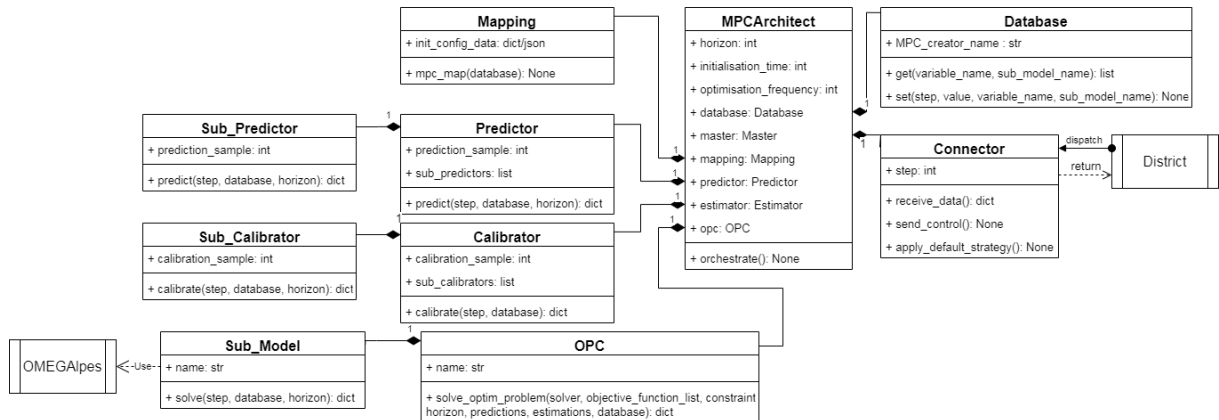


FIGURE 3.9 – Graphe UML de l'architecture générique permettant la création générique de MPC

La partie suivante va présenter la classe MPC Manager qui constitue la classe centrale dans cette architecture, puis les différentes classes de configuration et de fonctionnement. La présentation de cette architecture se fera de manière générique puis en imaginant une application concrète. Enfin, on présentera les différentes phases de configuration, d'initialisation et de fonctionnement du MPC, permettant alors la création et le couplage d'un MPC de manière générique puis avec l'exemple illustratif.

3.4.3.2 La classe permettant la création, la configuration et le fonctionnement d'un MPC pour un ensemble de systèmes donné

Cette classe est la classe centrale dans cette architecture générique. C'est elle qui va porter la configuration du MPC aux travers de ses différents attributs ainsi que l'orchestration du MPC via sa méthode. C'est également au travers de cette classe qu'est permise la genericité de la création et du fonctionnement des MPC. La figure 3.10 montre la composition de cette classe :

MPCArchitect
+ horizon: int
+ initialisation_time: int
+ optimisation_frequency: int
+ master: Master
+ database: Database
+ mapping: Mapping
+ predictor: Predictor
+ estimator: Estimator
+ opc: OPC
+ orchestrate(): None

FIGURE 3.10 – Diagramme de la classe MPCArchitect

Les trois premiers attributs sont des paramètres de configuration du MPC :

- [Horizon (int)] Durée en heures sur laquelle vont être effectuée les prédictions ainsi que celle pour laquelle va être déterminée la stratégie de contrôle optimale.
- [Initialization_time (int)] durée pendant laquelle est effectuée l'initialisation, pour plus de détail se référer à la partie 3.4.3.5.
- [Optimization_frequency (int)] durée séparant deux appels à optimisation, et sur laquelle sera appliquée la stratégie de contrôle optimale.

Les autres attributs sont des classes abstraites spécifiquement définies pour remplir la configuration du MPC et ses aspects fonctionnels. Dans la partie suivante, les classes de configuration vont être définies, pour comprendre leur rôle respectif.

3.4.3.3 Classes de configuration du MPC

Les classes de configuration sont au nombre de trois :

- Connector.
- Mapping.
- Database.

Le module de connexion aux systèmes.

Rôle. Cette classe sert de connexion entre le système réel ou son émulation et le MPC. Son rôle est donc de permettre la réception des mesures ainsi que l'envoi de la stratégie de contrôle optimale. Elle permet donc de faire l'interface intermédiaire entre le contrôleur et le système. Pour le moment, seule est adressée la possibilité de se connecter à une simulation, faite par DIMOSIM, le cas réel demandant une procédure de synchronisation des données ne rentre pas dans les travaux relatifs à cette thèse.

Fonctionnement pour le cas illustratif. Les données de mesure envoyées dans le cas de la zone thermique concernent :

- La température extérieure, le rayonnement solaire et les gains internes pour ce qui est des données de prédiction.
- La température interne de la zone comme variable d'état observable du système.
- La puissance du régulateur thermique, assurant le contrôle de la température de la zone.

Une fois déterminée, le MPC peut renvoyer la stratégie de contrôle optimale en l'occurrence le profil de température de consigne à suivre sur l'horizon. Dans le cas du ballon d'eau chaude les données de mesure concernent :

- Le profil de charge de la consommation d'eau chaude et la production du convecteur solaire thermique, pour ce qui est des données de prédiction.
- La température de l'eau stockée qui est la variable d'état observable du système.
- Le profil de la puissance de l'appoint thermique constituant la variable de contrôle.

De la même manière que la zone thermique, une fois la stratégie de contrôle déterminée, le profil de température de consigne sur l'horizon est envoyée à la simulation. La figure 3.11 récapitule alors ces principes de fonctionnement pour le cas illustratif :

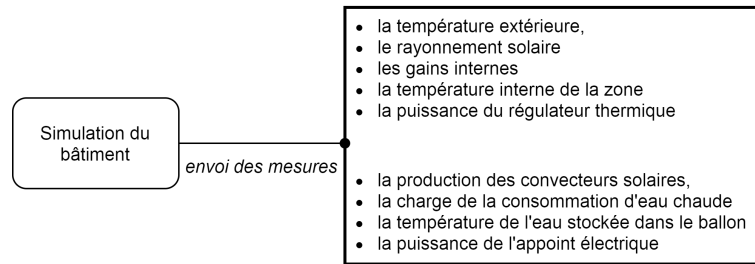


FIGURE 3.11 – Fonctionnement de la connexion dans le cas illustratif

Le module de configuration et de traitement des données.

Rôle. La configuration et la distribution des données envoyées par le système est assurée par la classe Mapping. Son rôle est de récupérer puis classer les données en fonction d'une subdivision du système en sous-système. Chaque sous-système va posséder son propre ensemble de mesure qui doit ensuite être stocké dans la base de données.

Fonctionnement pour le cas illustratif. Pour le cas applicatif, les deux sous-systèmes sont la zone thermique et le ballon solaire. Prenant cela en compte, la classe Mapping permet de trier les données avant de pouvoir les stocker dans la base de données comme le montre la figure 3.12 :

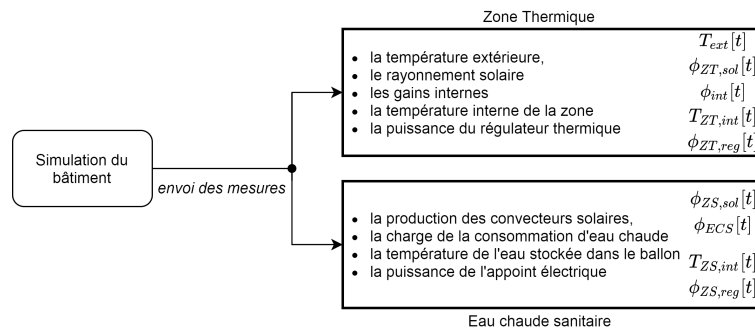


FIGURE 3.12 – Fonctionnement de la configuration et du traitement de données dans le cas illustratif

La base de données.

Rôle. A chaque utilisation d'un MPC, une base de données va être créée et lui être associée. Celle-ci est gérée par l'intermédiaire de la classe Database. Cette classe stocke l'ensemble de données de configuration et de fonctionnement du MPC. Concernant la configuration, y sont stockées les données relatives à la configuration générale (horizon, fréquence d'optimisation et initialisation) mais également le type de prédicteur choisi, les choix de modèles ainsi que ceux de la distribution de contrôle. Elle stocke également les mesures effectuées sur le système tout au long de son fonctionnement.

Fonctionnement pour le cas illustratif. La tableau 3.1 réfère les données de configuration pouvant être appliquées pour un MPC :

Paramètres de configuration	Définition	Unité ou Choix
Horizon	Durée pendant laquelle sont effectuées les prédictions du MPC et sur laquelle est déterminée la stratégie de contrôle optimale	nombre d'heures
Temps d'initialisation	Durée pendant laquelle les données de mesures fournies par le système (virtuel ou non) sans appliquer de contrôle optimale	nombre d'heures
Pas de temps d'optimisation	Durée pendant laquelle la stratégie de contrôle optimale est appliquée entre deux optimisations du MPC	nombre d'heures
Modèle de zone thermique	Choix du modèle de zone thermique parmi ceux disponibles et défini dans le chapitre 4	[« detailed », « sober »]
Type de prédicteur	Choix du module de prédiction	[« perfect », « naive »]
Distribution de contrôle	Choix de la distribution de contrôle du MPC pour plus de détail se référer à la partie 2.1.1. consacrée aux distributions de contrôle implémentées dans l'architecture	[« centralized », « decentralized »]
Fonction objectif	Permet d'assigner les objectifs du problème d'optimisation	[« économique », « autoconsommation », « confort thermique », « confort ECS »]
Précision du moteur de résolution	Variable inférieur à 1, ici fixée à 0.001 définissant alors la précision du modèle de résolution	<1
Limite d'arrêt du calcul d'optimisation	Durée à partir de laquelle l'optimisation est arrêtée, ici fixée à 45 s	Nombre de secondes

TABLEAU 3.1 – Tableau récapitulatif des données de configuration de la classe MPC_Architect

Ces données sont alors consignées afin de pouvoir assurer la création et la configuration du MPC. Lors de son fonctionnement, les données de mesures relatives à la zone thermique sont stockées dans le compartiment dédié à ce sous-système dans la base de données. De même pour le ballon solaire, comme le montre la figure 3.13.

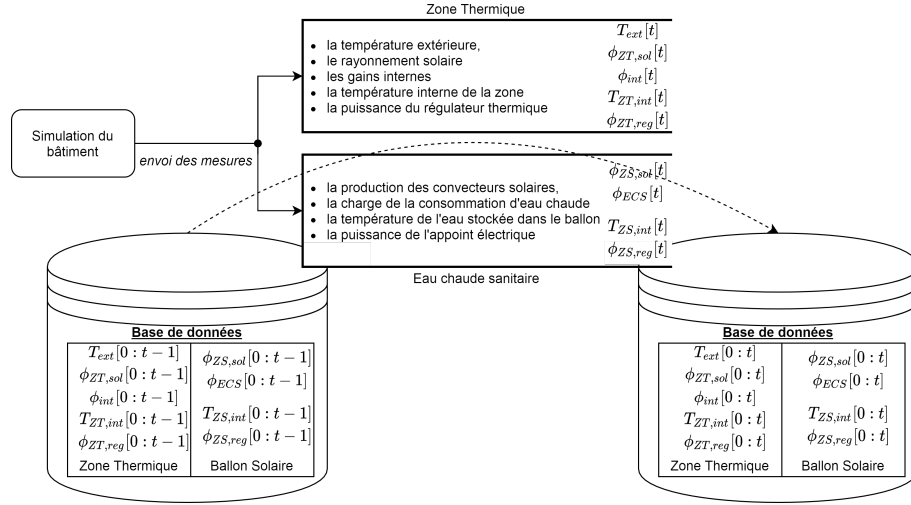


FIGURE 3.13 – Fonctionnement de la base de données dans le cas illustratif

Les classes restantes de l'architecture générique sont des classes fonctionnelles, c'est à dire qu'elles servent à assurer les fonctions identifiées lors de la décomposition du MPC dans la partie 3.3.

3.4.3.4 Classes de fonctionnemnt du MPC

La classe des modules de prédiction.

Rôle. La classe Predictor possède une méthode *predict*, dont le but est de prédire l'ensemble des conditions aux limites sur l'ensemble du système. L'un de ses deux attributs (prediction_sample) correspond au nombre de pas de temps servant à définir l'échantillon des données de mesures disponibles dans la base de données qui est utilisé par la méthode de prédiction. L'autre attribut correspond à la liste de sous-prédicteurs qui vont le constituer. En considérant un système donné à contrôler (zone thermique, bâtiment, quartier), il va être subdivisé en sous-systèmes afin de pouvoir le représenter à l'aide de la bibliothèque de modèles disponibles. Pour chaque sous-système va être associé un sous-prédicteur. La figure 3.14 représente le graphe fonctionnel de la classe Predictor.

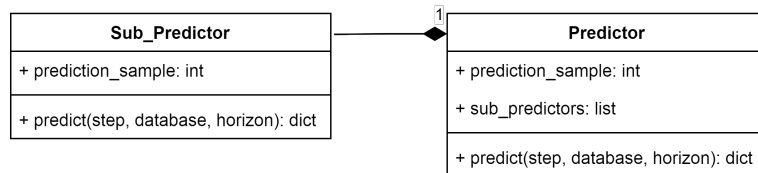


FIGURE 3.14 – Diagramme de la classe Predictor et de ses classes filles

Fonctionnement pour le cas illustratif. Pour rappel le système présenté pour ce cas illustratif est un bâtiment dont on doit assurer le confort thermique et la qualité de la fourniture d'eau chaude sanitaire. Ainsi, ce système peut être subdivisé en deux sous-système que sont la zone thermique et le ballon solaire. Pour chacun d'entre eux vont être associés une instance de sous-prédicteur spécifique, comme le montre la figure 3.15.

Pour la zone thermique, son sous-prédicteur associé doit fournir les prédictions des conditions aux limites suivantes :

- Les conditions externes que sont la température extérieure et le rayonnement solaire.
- Les conditions internes que sont les gains internes.

Pour le ballon solaire, le sien va devoir prédire :

- Les conditions externes qu'est la production du convecteur thermique solaire.
- Les conditions internes qu'est la consommation d'eau chaude sanitaire.

Cela peut se faire à l'aide de données externes (en intégrant par exemple des données externes comme des prédictions météorologiques ou en utilisant des méthodes d'apprentissage présentées dans la partie 3.3.1.2, mais dans notre cas, comme le MPC sera connecté à une simulation du système, les prédictions utiliseront donc des données de simulation).

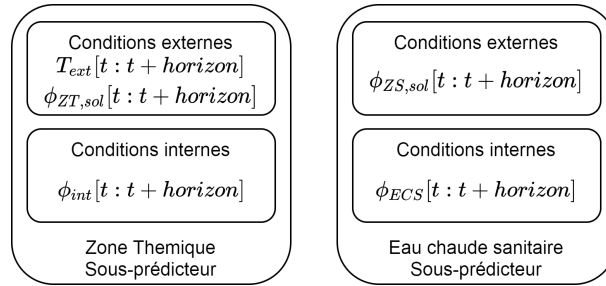


FIGURE 3.15 – Mécaniques de prédiction pour le cas illustratif

La classe des modules de calibration.

Rôle. La classe *Calibrator* possède une méthode *calibrate*, dont le but est d'effectuer conjointement ou séparément l'identification des paramètres et l'initialisation des variables d'état. L'un de ses deux attributs (*calibration_sample*) correspond au nombre de pas de temps servant à définir l'échantillon des données de mesures disponibles dans la base de données qui est utilisé par la méthode de calibration. L'autre attribut correspond à la liste de sous-estimateurs qui vont le constituer. Au même titre que les sous-classes de prédicteurs, elles sont configurées et initialisées lors de la phase correspondante de création du MPC. La figure 3.16 représente alors le graphe fonctionnel de la classe *Calibrator*.

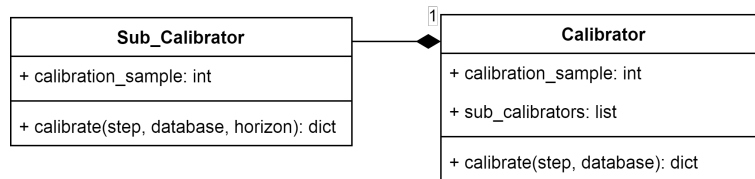


FIGURE 3.16 – Diagramme de la classe *Calibrator* et de ses classes filles

Fonctionnement pour le cas illustratif. Comme dans le cas des sous-prédicteurs, un sous-calibreur spécifique est associé à un sous-système, comme le montre la figure 3.17. Pour la zone thermique le sous-calibreur va :

- Initialiser les variables d'état du modèle que sont les températures au sein de la zone thermique et au sein du mur.
- Identifier les paramètres inconnus du modèle que sont les résistances et capacités thermiques du modèle RC par analogie électrique.

Pour le ballon solaire le sous-calibreur va :

- Initialiser la variable d'état du modèle qu'est la température de l'eau stockée dans le ballon.

- Identifier le paramètre inconnu du modèle qu'est le coefficient de pertes thermiques du ballon.

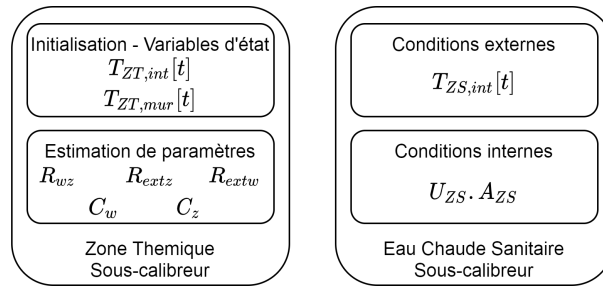


FIGURE 3.17 – Mécaniques de calibration pour le cas illustratif

La classe des modèles d'optimisation. La classe OPC possède une méthode *solve* qui permet de résoudre le problème inverse afin de déterminer la stratégie de contrôle optimale.

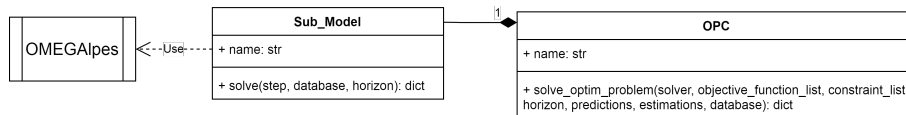


FIGURE 3.18 – Diagramme de la classe OPC et de ses classes filles

Chaque sous-système constitutif du système à contrôler est associé à un sous-modèle spécifique disponible dans la bibliothèque de modèle de sous-système. Chacun des sous-modèles va consister en une représentation du sous-système et permettre de représenter sa fonction d'état. Le modèle d'optimisation représentant le système à contrôler va être construit à partir de ces représentations et fonctions d'état de chaque sous-systèmes, en y ajoutant les fonctions objectives et contraintes d'optimisation, tout en tenant compte du type de distribution choisi par l'utilisateur, permettant de finaliser le problème.

Une fois le problème créé, la procédure d'optimisation prend en compte les données de prédiction et de calibration obtenues en amont de la procédure pour compléter le problème d'optimisation. Celui-ci est ensuite résolu à l'aide du moteur de résolution, en tenant compte de l'ensemble des contraintes et fonctions objectif intégrées au problème d'optimisation, afin d'obtenir les différentes stratégies de contrôle optimales.

Fonctionnement pour le cas illustratif. Dans le cas considéré, les modèles de zones thermiques et de ballon solaire sont récupérés dans la bibliothèque de sous-modèles disponibles. On prend également en compte les fonctions objectif, ici assurer le confort thermique et minimiser le coût de l'énergie consommée par le bâtiment. Cela permet de finaliser le problème d'optimisation représentatif de la résolution du problème inverse du bâtiment. La figure 3.19 permet de représenter le modèle d'optimisation du bâtiment en associant les sous-modèles des sous-systèmes constitutifs.

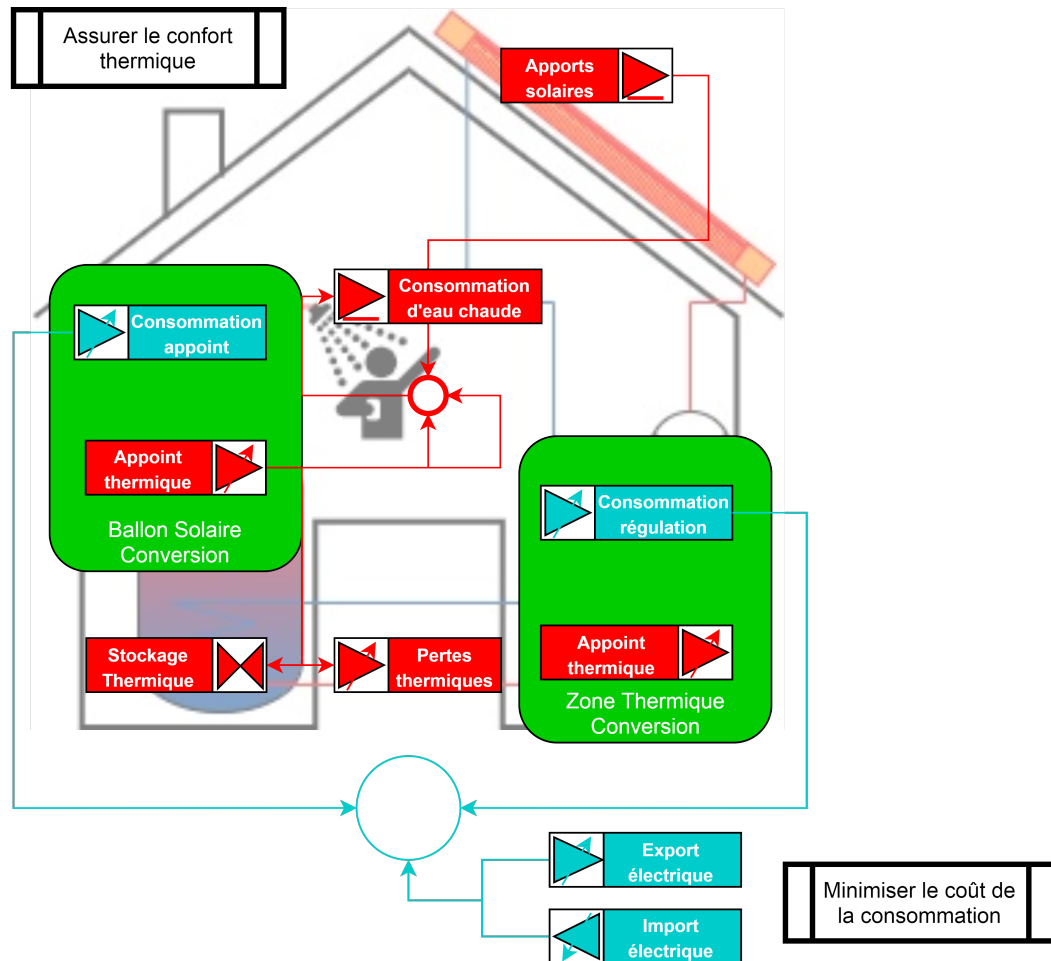


FIGURE 3.19 – Modèle d'optimisation pour le cas illustratif en reprenant les codes de représentation présente en Annexe A.3

Dans ce cas, le problème d'optimisation va prendre en compte les modèles de zone thermique et de ballon d'eau chaude solaire, ainsi que les données de prédiction (définie dans la partie 3.4.3.4) et de calibration (définies dans la partie 3.4.3.4). Les deux modèles sont considérés indépendants thermiquement mais le couplage électrique entre les deux sous-systèmes se fait par la connexion entre l'appoint du ballon et le convecteur de chaleur de la zone thermique au réseau électrique. Le moteur de résolution va résoudre le problème en tenant compte des contraintes physiques et d'optimisation de chaque modèle (définie dans la partie 4.2.2 du chapitre 4 pour la zone thermique et dans la partie 2.2.2.5 du chapitre 2 pour le modèle de ballon solaire) afin d'obtenir les stratégies de contrôle optimales, soit la température opérative pour la zone thermique et la température de consigne pour le ballon d'eau chaude.

3.4.3.5 Définition de la méthode générique *orchestrate* pour obtenir et coupler un MPC pour un système donné.

On considère dans la partie suivante le contrôle d'un système quelconque, dont on dispose de suffisamment de modèles pour pouvoir le simuler à l'aide de notre émulateur. Afin de pouvoir appliquer la méthode de gestion prédictif impliquant l'architecture générique, on va considérer trois phases : une phase de configuration, une phase d'initialisation et une phase de fonctionnement.

Phase de configuration. La configuration est divisée en deux étapes. Dans un premier temps, l'utilisateur va configurer les paramètres relatifs au MPC, à savoir l'horizon de temps, la fréquence d'appel à l'optimisation ainsi que la période d'initialisation du MPC. En parallèle, il peut aussi choisir le type de modèle parmi les variantes disponibles dans la bibliothèque de modèles ainsi que le type de prédicteur et de calibreur qu'il souhaite, parmi ceux disponibles.

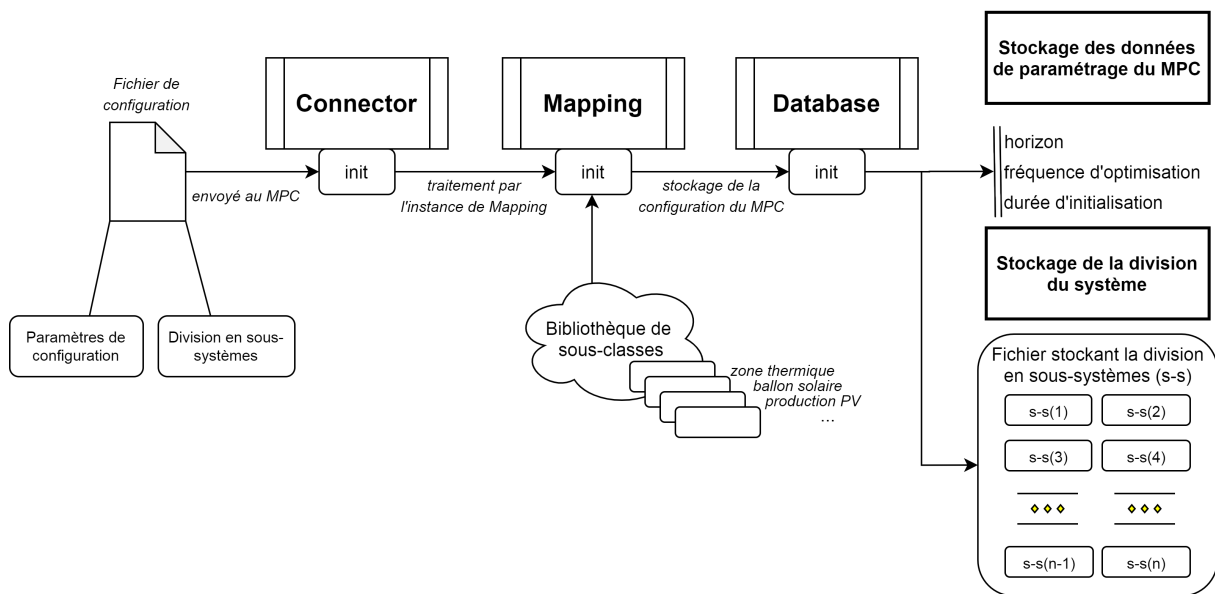


FIGURE 3.20 – Schéma fonctionnel générique de la phase de configuration du MPC

Par la suite, pour permettre la modélisation du MPC, un fichier de configuration doit être généré, correspondant à la subdivision du système à contrôler. Ce fichier va être par la suite traité lors de la phase d'initialisation via la classe Mapping créant ainsi l'ensemble des sous-classes nécessaire à la représentation du modèle dans le MPC. Un exemple de ce type de fichier est fourni en Annexe A.8, pour le cas présenté dans le chapitre 5. Pour ce faire, il s'agit d'un fichier de connexion directement fourni par le simulateur utilisé. Ainsi, une modélisation du système à contrôler dans le simulateur utilisé permet alors de récupérer ce fichier de configuration.

La partie 5.4.2.2 du chapitre 5 présente une version appliquée à un ilot urbain d'une dizaine de bâtiment en autoconsommation de cette phase.

Phase d'initialisation. La phase d'initialisation permet d'initialiser chacune des classes constitutives du MPC Architect. Sur la base de la décomposition du système généré lors de la modélisation, l'instance des classe Predictor, Calibrator et OPC vont être initialisées. C'est lors de cette phase que va être généré l'ensemble des classes constitutives et représentatives du système. La figure 3.21 présente cette phase d'initialisation.

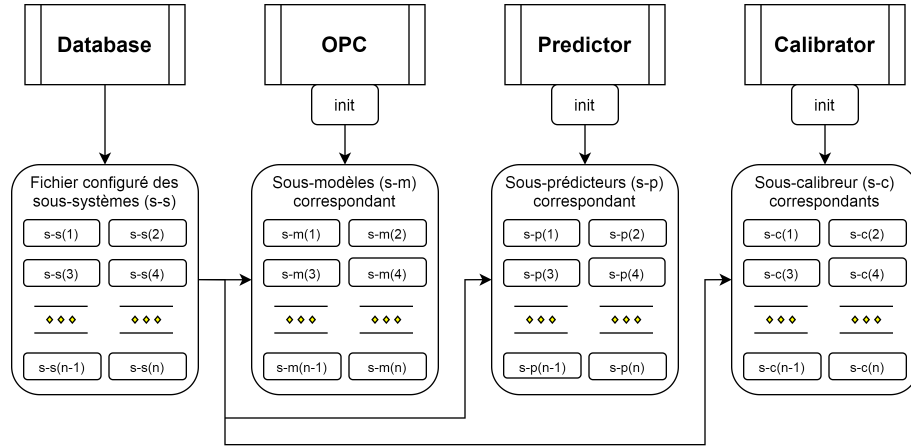


FIGURE 3.21 – Schéma fonctionnel générique de la phase d’initialisation du MPC

Ainsi cette phase permet la modélisation du MPC via la classe Mapping à l’aide du fichier de configuration. Les informations de configuration contenues dans ce fichier vont être intégrées dans la base de données en formant un fichier de modélisation intégrant l’ensemble des sous-modèles constitutifs. Chaque sous-modèle va posséder dans la base de données un espace dédié à ses propres variables d’état, ses conditions aux limites internes et externes, ses variables de contrôle ou encore ses paramètres. On obtient alors une décomposition du système en sous-modèles.

La partie 5.4.2.3 du chapitre 5 présente une version de cette phase appliquée à un ilot urbain d’une dizaine de bâtiments en autoconsommation.

Phase de fonctionnement. La phase de couplage permet de mettre en œuvre les différentes fonctions d’un MPC. Indépendamment de la phase d’initialisation, le contrôleur va recevoir et envoyer des données. Lors de la phase d’initialisation, à chaque pas de temps, les données de mesures sont reçues et stockées dans la base de données interne, puis le contrôleur envoie la consigne par défaut définie par le système.

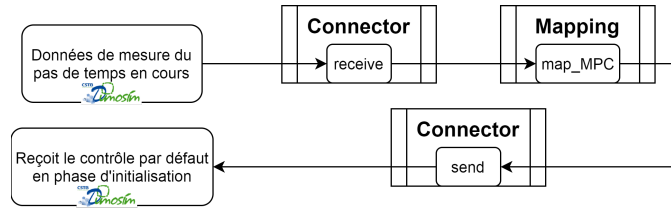


FIGURE 3.22 – Schéma fonctionnel générique de la phase initial de fonctionnement du MPC

Une fois cette phase terminée, la stratégie de contrôle optimale peut être déterminée. Si pour le pas de temps considéré la consigne n’a pas encore été calculée, la procédure de détermination de celle-ci est enclenchée, dans le cas contraire, la consigne correspondante au pas de temps considérée est transmise au système. La procédure est entamée par la méthode de la classe Predictor, qui consiste à lancer les méthodes correspondantes de toutes les sous-classes de Predictor modélisé lors de l’initialisation de son instance. Cette sous classe va prédire les conditions aux limites pour son propre sous-modèle associé et elles vont être enregistrées dans la base de données. Ensuite la fonction de la classe Calibrator va intégrer ces prédictions, ainsi que les données de mesures, qui sont ensuite distribuées pour les calibrations de chaque sous-modèles. En sortie, la base de données dispose pour chaque sous-modèles des données de mesures correspondante, des prédictions effectuées sur ses conditions aux limites, ainsi que des données de calibration, à savoir les paramètres identifiés et les valeurs initiales de ses états. Ces données sont alors traitées

lors de la phase de résolution du problème inverse et permettent alors de fournir la stratégie de contrôle optimale, qui est ensuite transmise au système qui peut ainsi les appliquer.

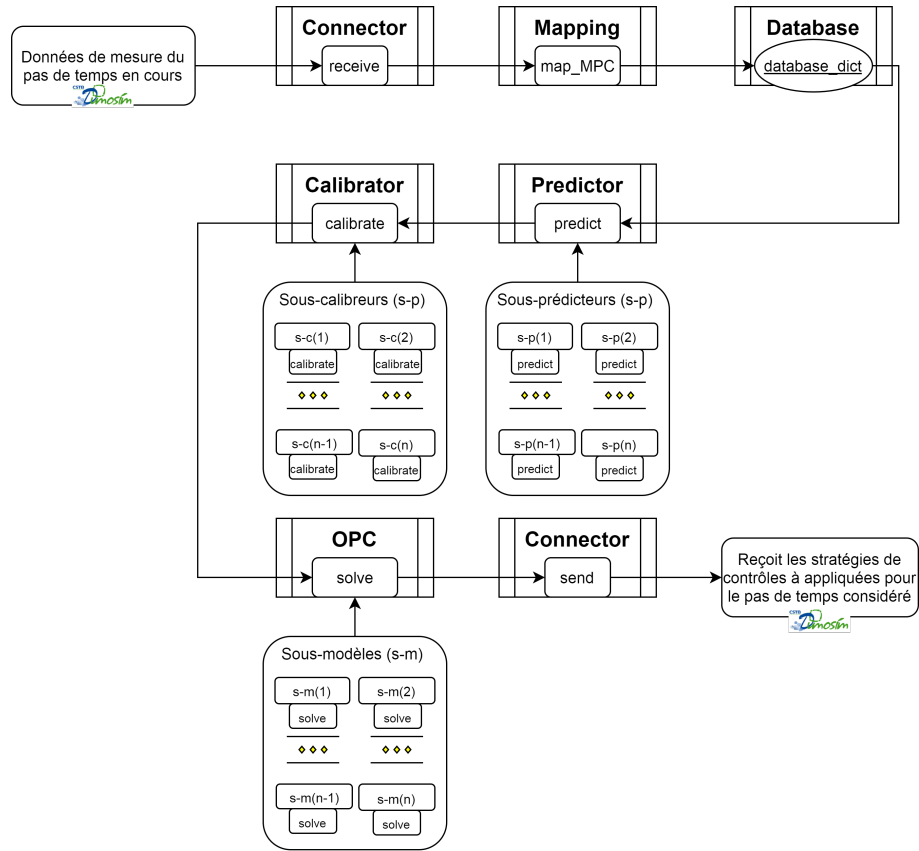


FIGURE 3.23 – Schéma fonctionnel générique de la phase de fonctionnement après initialisation du MPC

La partie 5.4.2.4 du chapitre 5 présente une version appliquée à un quartier d'une dizaine de bâtiment en autoconsommation de cette phase.

3.5 Conclusion

Ainsi nous avons pu envisager la complexité des MPC d'une part via les différentes distributions de contrôle envisageable, centralisée, décentralisée, hiérarchique, distribuée. Chacun dispose d'avantages et de défauts qu'il faut alors considérer pour le choix de cette structure. D'autre part la décomposition fonctionnelle du MPC a permis de dégager trois grandes méthodes à mettre en œuvre pour permettre le contrôle optimal : prédire, calibrer, résoudre.

Chacune de ces méthodes peut avoir une approche de connaissance ou d'apprentissage, ce qui rend les possibilités d'application très diverse. C'est alors dans ce cadre que nous avons souhaité proposer une approche orientée-objet pour permettre l'élaboration générique de MPC pour des systèmes énergétiques à l'échelle quartier.

Cette approche consiste en une architecture générique reprenant cette décomposition fonctionnelle ainsi que les différents aspects de configuration des différentes propositions de MPC. En résulte finalement, une procédure permettant alors la création, l'initialisation et le fonctionnement d'un MPC pour un système énergétique à contrôler. Tous ces aspects ont été abordés de manière générique et abstraite, les chapitres suivants vont être consacrés à une utilisation concrète.

L'un se concentre sur les procédures complexes d'une des briques essentielles parmi les sous-classes qu'est la zone thermique. L'autre présente un cas applicatif à l'échelle d'un quartier d'une dizaine de bâtiments qui permettra à la fois d'appréhender cette structure générique dans un cas concret tout en permettant de tester les performances du MPC ainsi généré. C'est dans cette dernière partie que nous considérerons également les différentes perspectives d'évolution de l'architecture, en termes d'intégration à un système réel, de mise en œuvre à une échelle plus grande ou de complexité.

Chapitre 4

Modèle de zone thermique et procédure d'estimation des paramètres

4.1 Introduction : présentation du modèle de MPC sur une zone thermique afin de tester l'architecture du MPC à l'échelle du bâtiment

Ce chapitre est consacré à la brique essentielle de l'architecture générique de MPC à savoir le modèle de zone thermique. On parle ici de brique essentielle dans le sens où il s'agit du modèle de base pour pouvoir envisager de mettre en place des modèles thermiques à l'échelle du bâtiment.

Une fois définie les variations de modèles disponibles, parmi des modèles d'apprentissage et de connaissance, on s'intéresse à l'écosystème relatif à ce modèle de zone thermique. En effet, en adaptant la logique de classes dans la bibliothèque de cette architecture présentée dans la partie 3.4.3.4 du chapitre 3, des classes de sous-estimateurs et de sous-prédicteurs ont été créées spécifiquement, tout en implémentant des variantes de modèles qui seront décrites en parallèle. Ces variantes impliquent des logiques d'orchestration de MPC différentes, en faisant appel à des méthodes d'estimation et de prédiction différentes. Ces différents sous-prédicteurs seront présentés, puis la procédure d'estimation qui a été mise en place. En effet, dans une logique d'analyse de sensibilité, une procédure spécifique est mise en place afin d'identifier les paramètres RC du modèle, indépendamment de ses variantes.

La fin de ce chapitre s'intéressera aux résultats du couplage entre le MPC et une simulation assurée par DIMOSIM, ce dernier représentant le système contrôlé. L'orchestration du MPC qui permet de créer, puis alimenter le modèle de zone thermique y est décrite. Pour finir les résultats de validation du MPC de la zone thermique sont présentés afin de pouvoir tester l'architecture à l'échelle du bâtiment.

Sommaire

4.1	Introduction : présentation du modèle de MPC sur une zone thermique afin de tester l'architecture du MPC à l'échelle du bâtiment	72
4.2	Définition du modèle d'optimisation de zone thermique	74
4.2.1	Mise en œuvre	74
4.2.2	Définition du problème d'optimisation servant à résoudre le problème inverse	74
4.2.3	Définition des fonctions d'état représentatives des variantes des modèles de zone thermique	76
4.2.4	Contraintes physiques appliquées au modèle de zone thermique	77
4.2.5	Définition de la fonction objectif et des contraintes d'optimisation associées comme un compromis entre confort thermique et économies	77
4.3	Module de calibration du modèle de zone thermique par le biais d'une analyse de sensibilité	79
4.3.1	Processus d'estimation des résistances et capacités thermiques	79
4.3.2	Définition de l'espace d'étude	80
4.3.3	Affiner l'espace d'étude pour l'identification des paramètres via des méthodes d'analyse de sensibilité	82
4.3.4	Finalisation de la méthode de calibration du modèle de zone thermique	87
4.4	Validation du modèle d'optimisation de zone thermique intégré dans l'architecture du MPC	90
4.4.1	Objectifs et étude des formulations de modèle de zone thermique	90
4.4.2	Le modèle implémenté dans DIMOSIM	91
4.5	Perspectives et conclusion sur le modèle de zone thermique	98

4.2 Définition du modèle d'optimisation de zone thermique

4.2.1 Mise en œuvre

Le modèle implémenté dans l'architecture de MPC générique se base sur un modèle décrit dans des travaux consacrés à l'étude d'identification de modèle de zones thermiques [62]. Par rapport à des modèles destinés à la simulation, comme celui implémenté dans DIMOSIM présenté dans la partie 4.4.2, moins de détails sont pris en compte afin de définir un espace de recherche plus à même d'être rapidement identifié dans le cadre d'un MPC. Il s'agit d'un dérivé du modèle R3C2 pour lequel sont modélisées :

L'enveloppe externe : qui est décrite ici par les deux résistances thermiques R_{wz} et R_{extw} , ainsi que la capacité thermique C_w et une partie de la capacité thermique C_z .

La ventilation et les déperditions : qui est décrite par la résistance $R_{z,extz}$.

La masse interne : qui est décrite par l'autre partie de la capacité thermique C_z .

Par rapport à des modèles de simulation, moins de caractéristiques sont prises en compte, mais cela permet de définir un espace de paramètres plus à même d'être rapidement identifié dans le cadre d'un MPC. La figure 4.1 donne la représentation graphique du modèle RC sur lequel se base les futurs modèles de zone thermique présentés dans la suite.

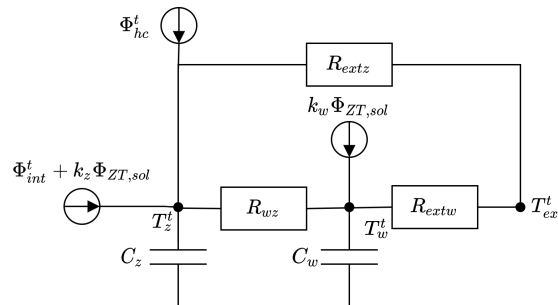


FIGURE 4.1 – Schéma équivalent RC du modèle choisi pour l'optimisation

Les échanges entre zone sont négligés, de même que les parois communes entre bâtiment sont considérées comme adiabatiques. Il n'y donc pas d'échange modélisé entre deux modèles de zone. Les états du système sont la température de la zone et la température au sein du mur. Les apports solaires sont divisés en deux entre le mur et l'intérieur de la zone. Pour ce qui est des gains internes et des flux de régulation thermique, ils sont injectés directement dans la zone thermique.

4.2.2 Définition du problème d'optimisation servant à résoudre le problème inverse

Afin de pouvoir modéliser complètement le problème d'optimisation dans le MPC, il convient de poser correctement le problème d'optimisation. La figure 4.2 représente la composition d'un modèle d'optimisation.

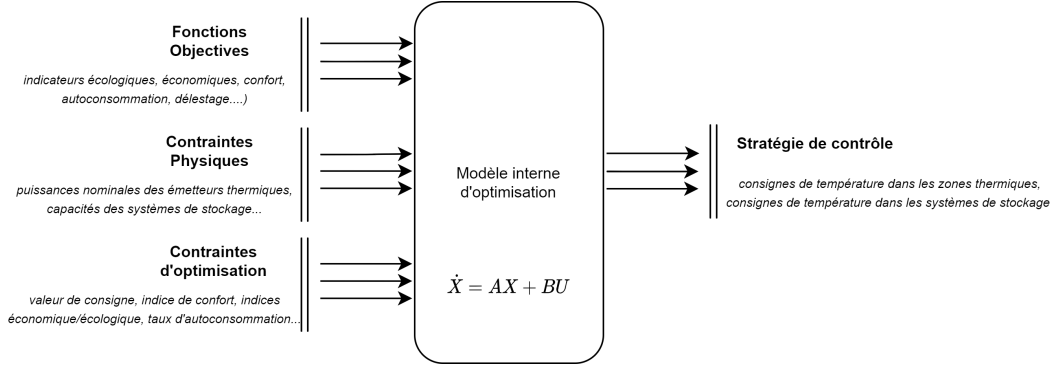


FIGURE 4.2 – Schéma entrée-sortie d'un modèle interne d'optimisation

Dans le cadre de ces travaux, deux variantes ont été développées, induisant donc des modèles d'optimisation différents, avec des modules d'indentification et de prédiction associés spécifiques. Cette différenciation répond à deux objectifs. Le premier est de montrer qu'il est possible d'implémenter et mettre en œuvre des modèles et méthodes différentes appelées via la configuration du MPC. Le deuxième répond à un désir de « sobriété » pour ce qui est de la deuxième formulation présentée ensuite.

4.2.2.1 Descriptif de la variante détaillée du modèle d'optimisation de zone thermique

La première est définie par l'adjectif « détaillée ». Cela consiste à considérer l'ensemble des informations calculées dans le modèle de simulation. On peut donc avoir accès aux conditions externes (température extérieure $T_{z,ext}^t$, radiation solaire $\Phi_{ZT,sol}^t$), à la température au sein de la zone T_z^t , aux flux de l'émetteur thermique Φ_{hc}^t ainsi qu'aux gains internes Φ_{int}^t . On se place donc ici dans un cas idéal pour lequel on suppose avoir accès à tout un ensemble de données accessible à l'aide d'une simulation mais qui paraît bien plus difficile d'accès dans un cas réel. Cela permet de servir de référentiel de base en termes de performances du contrôle-commande prédictif. On obtient alors le schéma RC correspondant, intégrant les apports aux nœuds de température (Figure 4.3).

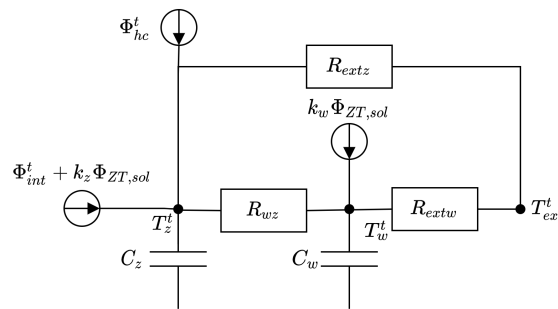


FIGURE 4.3 – Schéma RC pour la formulation détaillée du modèle de zone thermique

4.2.2.2 Descriptif de la variante sobre du modèle d'optimisation de zone thermique

La seconde qui sera appelée « sobre » consiste à ne pas considérer les apports énergétiques résultant à l'intérieur de la zone thermique indépendamment. Cela est envisagé pour des raisons de « sobriété » comme vu auparavant dans le chapitre introductif. On entend par « sobriété » le fait de devoir disposer d'un accès plus limité aux données de mesure correspondant à des cas plus communs. En effet, les gains internes, résultant de la présence et de l'activité des occupants de la zone thermique, font partie des entrées qui sont très difficilement mesurables, et

doivent être déterminés par des processus intégrant des capteurs spécifiques. Les gains internes seront alors assimilés avec les apports solaires comme un seul et unique paramètre $\Phi_{int_tot}^t$ dont l'identification est définie dans la partie 4.3.4.2. Il s'agit alors d'utiliser le module de calibration de l'architecture de MPC associé pour le reconstituer (Figure 4.4).

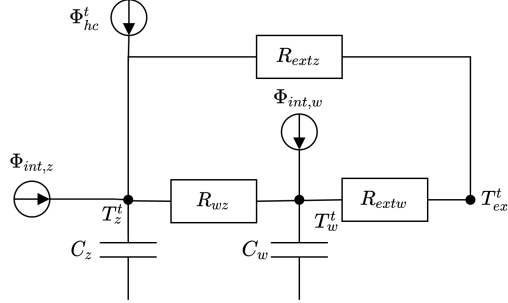


FIGURE 4.4 – Schéma RC pour la formulation sobre du modèle de zone thermique

Comme nous le verrons par la suite, cette variante modifie à la fois la modélisation du MPC, mais aussi les méthodes de prédictions et d'estimations des paramètres. Cela engendre alors une nouvelle approche dans l'architecture et fait donc l'objet d'un héritage du sous-modèle de zone thermique, auquel on va associer des sous-prédicteurs et sous-calibreurs spécifiques lors de l'initialisation du MPC.

4.2.3 Définition des fonctions d'état représentatives des variantes des modèles de zone thermique

Peu importe la représentation choisie, la fonction d'état peut être décrite par la formule d'état suivant :

$$\dot{X}^t[t] = A \cdot X^t[t] + B \cdot U^t[t] \quad (4.1)$$

avec

$$X^t[t] = \begin{bmatrix} T_z^t[t] \\ T_w^t[t] \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_{wz} \cdot C_z} - \frac{1}{R_{extz} \cdot C_z} & \frac{1}{R_{wz} \cdot C_z} \\ \frac{1}{R_{wz} \cdot C_w} & -\frac{1}{R_{wz} \cdot C_w} - \frac{1}{R_{extw} \cdot C_w} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Le vecteur X et la matrice A restent identiques indépendamment de la représentation choisie, les autres, le vecteur U et la matrice B en dépendent :

Représentation détaillée	Représentation « règle experte »
$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_{extz} \cdot C_z} & \frac{1}{C_z} & \frac{k_z}{C_z} \\ \frac{1}{R_{extw} \cdot C_w} & \frac{1}{C_w} & \frac{k_w}{C_w} \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_{z,extz} \cdot C_z} & \frac{1}{R_{z,extw} \cdot C_w} \\ \frac{1}{C_z} & \frac{1}{C_w} \end{bmatrix}$
$U^t[t] = \begin{bmatrix} T_{z,ext}^t[t] \\ \Phi_{hc}^t[t] + \Phi_{int}^t[t] \\ \Phi_{ZT,sol}^t[t] \end{bmatrix}$	$U^t[t] = \begin{bmatrix} T_{z,ext}^t[t] \\ \Phi_{int,z}^t[t] \\ \Phi_{int,w}^t[t] \end{bmatrix}$

(4.4)

4.2.4 Contraintes physiques appliquées au modèle de zone thermique

Afin de pouvoir compléter le problème d'optimisation, il convient de définir les contraintes physiques afin de représenter la physique du système. On dénombre alors :

- Les contraintes relatives aux températures (qui sont contraintes en théorie dans une bande de température assez large et cohérente du point de vue des conditions externes),
- Les contraintes relatives à la puissance nominale du système de chauffage.

En équation cela se traduit par :

$$\begin{cases} 283,15K < T_z^t[t] < 313,15K \\ 253,15K < T_w^t[t] < 323,15K \\ 0 < \Phi_{hc}^t[t] < p_{hc,max} \end{cases} \quad (4.5)$$

Notons ici que la puissance nominale du système de chauffage ou refroidissement est supposée inconnue. Elle peut être renseignée lors de la configuration, mais comme nous le verrons par la suite, il s'agira de mettre en œuvre une méthode d'estimation de cette contrainte dans la cas où l'utilisateur ne peut pas fournir cette donnée. Pour finaliser le problème d'optimisation, il faut alors définir la fonction objective à minimiser.

4.2.5 Définition de la fonction objectif et des contraintes d'optimisation associées comme un compromis entre confort thermique et économies

4.2.5.1 Coût global de la fonction objectif

En règle générale, il existe un compromis à trouver entre une économie à effectuer sur l'utilisation de la régulation thermique (qui peut être une économie d'énergie, d'argent ou encore d'émission CO2) et le confort thermique des occupants. Sa formulation demande d'introduire un coefficient de pondération α entre les deux parties de la fonction objectif globale dont la choix est défini dans la partie 4.4.2.3 (Eq. 4.6).

$$cout_{global}^t[t] = \alpha \cdot cout_{eco}^t[t] + (1 - \alpha) \cdot cout_{confort}^t[t] \quad (4.6)$$

4.2.5.2 Définition de la partie économique de la fonction objectif

Pour la partie économie, un indicateur est défini par les besoins des gestionnaires du système étudié, ici bâtiment, et de ses spécificités. Pour l'étude de cas qui va être présentée dans la suite de ce chapitre, on fait alors le choix d'un indicateur économique parmi ceux disponibles, pour lequel l'énergie est pondérée à chaque pas de temps par son coût. D'autres indicateurs peuvent quant à eux prendre en compte des considérations purement énergétiques ou environnementales, et il existe bien évidemment d'autres tarifs de l'énergie (Eq. 4.7).

$$cout_{eco}^t[t] = \frac{prix_{energie}^t[t] \cdot \Phi_{hc}^t[t]}{e_{price}(h_{pleines}) \cdot p_{max}} \quad (4.7)$$

où $price_{energie}^t[t] = \begin{cases} 0,132\text{€} \cdot kWh^{-1}, & \text{si } t \in [23 : 7] \\ 0,175\text{€} \cdot kWh^{-1}, & \text{sinon} \end{cases}$

4.2.5.3 Définition de la partie confort thermique de la fonction objectif

Pour la partie confort thermique, en temps normal on considère le confort comme une contrainte. Or dans notre cas, cela est problématique dans le sens où l'on peut proposer des problèmes d'optimisation infaisables au cours d'une étude dans le cas où la température initiale est en dessous de la valeur de consigne (ce qui peut arriver fréquemment tant en simulation qu'en cas réel).

Le choix a donc été fait de considérer le confort comme une valeur d'optimisation en relâchant la contrainte et en l'intégrant comme objectif. On va donc introduire un indicateur de confort, qui prend en compte l'écart entre la température à l'intérieure de la zone thermique et la température de consigne, lorsque la température interne est inférieure à la consigne.

Cette valeur est multipliée par une variable binaire, $presence^t$, qui représente la présence (pour une valeur de 1) ou non (pour une valeur de 0) (Eq. 4.8).

$$cout_{confort}^t[t] = \sum_{t=t_{init}}^{T_{fin}} \frac{b^t[t](T_{cons}-T_{int}^t[t])}{T_{cons}-T_{min}} \cdot presence^t[t]$$

$$\text{où } b^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{int}^t[t] < T_{cons} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.8)$$

4.2.5.4 Implémentation dans OMEGAlpes

En résumer le modèle d'optimisation est le suivant :

$$\dot{X}^t[t] = A \cdot X^t[t] + B \cdot U^t[t] \quad (4.9)$$

Avec

$$X^t[t] = \begin{bmatrix} T_z^t[t] \\ T_w^t[t] \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_{wz} \cdot C_z} & -\frac{1}{R_{extz} \cdot C_z} & -\frac{1}{R_{wz} \cdot C_w} & -\frac{1}{R_{extw} \cdot C_w} \\ \frac{1}{R_{wz} \cdot C_w} & \frac{1}{R_{extw} \cdot C_w} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

	Représentation détaillée	Représentation « sobre »
	$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_{extz} \cdot C_z} & \frac{k_z}{C_z} \\ \frac{1}{R_{extw} \cdot C_w} & \frac{k_w}{C_w} \end{bmatrix}$ $U^t[t] = \begin{bmatrix} T_{z,ext}^t[t] \\ \Phi_{hc}^t[t] + \Phi_{int}^t[t] \\ \Phi_{ZT,sol}^t[t] \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_{extz} \cdot C_z} & \frac{1}{C_z} \\ \frac{1}{R_{extw} \cdot C_w} & \frac{1}{C_w} \end{bmatrix}$ $U^t[t] = \begin{bmatrix} T_{z,ext}^t[t] \\ \Phi_{int,z}^t[t] \\ \Phi_{int,w}^t[t] \end{bmatrix}$
Contraintes Physique	$\begin{cases} 283,15K < T_z^t[t] < 313,15K \\ 253,15K < T_w^t[t] < 323,15K \\ 0 < \Phi_{hc}^t[t] < p_{hc,max} \end{cases}$	
Contraintes d'optimisation	$cout_{hc}^t[t] = prix_{energie}^t[t] \cdot \Phi_{hc}^t[t]$ $\text{où } prix_{energie}^t[t] = \begin{cases} 0,132\text{€} \cdot kWh^{-1}, & \text{si } t \in [23 : 7] \\ 0,175\text{€} \cdot kWh^{-1}, & \text{sinon} \end{cases}$ $cout_{confort}^t[t] = \sum_{t=t_{init}}^{T_{fin}} \frac{b^t[t](T_{cons}-T_{int}^t[t])}{T_{cons}-T_{min}} \cdot presence^t[t]$ $\text{où } b^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{int}^t[t] < T_{cons} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$	

Ce travail préparatif de construction du modèle d'optimisation permet alors de l'intégrer à l'aide de l'outil de modélisation de problèmes d'optimisation énergétique, OMEGAlpes. En utilisant les conventions graphiques disponibles en Annexe A.3, la figure 4.5 donne la représentation graphique d'un modèle de zone thermique à l'aide d'OMEGAlpes.

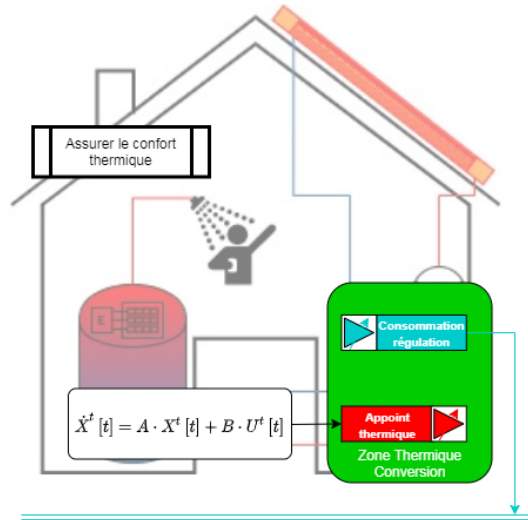


FIGURE 4.5 – Représentation graphique du modèle d’optimisation de zone thermique

Afin de fournir les données permettant de compléter le problème d’optimisation relié à ce modèle de zone thermique, il faut donc créer différents modules qui vont permettre de déterminer ces données. Les modules en question sont les modules de prédiction et de calibration qui vont être reliés au modèle de zone thermique dans l’architecture. Dans la suite de ce chapitre nous allons nous intéresser tout d’abord aux modules de prédiction intégrés pour le modèle de zone thermique puis du module de calibration, dont la mise en œuvre demande un processus spécifique.

Par ce biais, le processus de calibration va être décrit, tout comme les méthodes de prédiction en explicitant les différentes possibilités. La suite se consacrera au processus de création puis de couplage d’un modèle unique de zone thermique avec une émulation faite avec DIMOSIM. Les aspects de configuration du MPC, de l’intégration du MPC dans une simulation de DIMOSIM seront développés ensuite. Ainsi les bases seront mises pour expliquer à la fois le modèle de zone thermique implémenté, les logiques d’intégration d’outil d’estimation et de prédiction différents et la logique de sous-classes permettant ainsi de pouvoir soutenir la généralité de l’architecture.

4.3 Module de calibration du modèle de zone thermique par le biais d’une analyse de sensibilité

Cette partie est consacrée au module de calibration appliqué au modèle de zone thermique. Dans un premier temps, le procédé d’identification des résistances et capacités thermiques est présenté, basé sur une analyse de sensibilité utilisant les méthodes de Morris et de Sobol. Cette étape est la même indépendamment de la variante de modèle de zone thermique présenté dans la partie 4.2.2. Puis, la calibration se poursuit avec des méthodes qui diffèrent en fonction de la variante et pour lesquelles les paramètres encore à identifier le sont, en même temps que l’initialisation des variables d’état.

4.3.1 Processus d’estimation des résistances et capacités thermiques

Indépendamment de la représentation choisie, l’estimation des paramètres RC du modèle de zone thermique est une étape antérieure à la résolution du problème d’optimisation. Elle consiste ici à déterminer ces paramètres sur la bases de mesures antérieures. La suite de cette partie se consacre à détailler la logique de ce processus.

4.3.2 Définition de l'espace d'étude

Indépendamment du modèle choisi, les résistances et capacités thermiques des modèles RC de bâtiment doivent être cohérentes d'un point de vue physique et prendre en compte la forme et les caractéristiques thermiques du bâtiment qu'ils représentent. Dans le modèle choisi, R3C2, les trois résistances thermiques et les deux capacités thermiques sont déterminées à l'aide de ces paramètres. En effet, n'utilisant pas un modèle d'apprentissage, il est essentiel de conserver des bornes physiques pour chacun de ces paramètres, afin de ne pas trouver de solution n'ayant pas de sens physique.

Ces bornes sont déterminées à l'aide de données extrinsèques, tirées de la littérature, et de la géométrie de la zone thermique étudiée. Les caractéristiques physiques utilisées pour évaluer ces bornes thermiques sont disponibles en annexe A.1

Pour calculer les bornes physiques pour les résistances R_{wz} et R_{extw} , on utilise les valeurs minimales et maximales suivantes de résistance surfacique :

$$R_{min_{surfacique}} = 0.10 K.m^2.[kW]^{-1} \quad R_{max_{surfacique}} = 6 K.m^2.[kW]^{-1}$$

On peut alors déterminer les valeurs minimales et maximales de R_{wz} et R_{extw} en utilisant la surface de l'enveloppe du bâtiment A_{env} en divisant les valeurs précédentes par cette surface.

$$R_{min} = \frac{R_{min_{surfacique}}}{A_{env}}$$

$$R_{max} = \frac{R_{max_{surfacique}}}{A_{env}}$$

Pour ce qui est de la résistance modélisant la ventilation, les bornes suivantes ont été fixées pour le coefficient de renouvellement de l'air :

$$ACR_{min} = 0.15, \quad ACR_{max} = 4$$

On utilise ensuite la formule suivante pour déterminer les bornes de cette résistance :

$$R = \frac{3600}{V_{bat} \cdot \rho_{air} \cdot cp_{air} \cdot ACR}$$

avec :

V_{bat} : volume du bâtiment

ρ_{air} : masse volumique de l'air

ACR : coefficient de renouvellement de l'air

Enfin pour les capacités, l'idée est de séparer la capacité de la zone entre la capacité résultante des planchers des étages Cz_{floor} et la capacité résultante des murs Cz_{wall} , qui peut être très faible en fonction du mode d'isolation choisi. Ces données permettent de déterminer une valeur minimale et maximale pour les capacités thermiques surfaciques dans un bâtiment :

$$C_{min_{surfacique}} = 10 kJ.m^{-2}.K^{-1}$$

$$C_{max_{surfacique}} = 500 kJ.m^{-2}.K^{-1}$$

Ensuite, une surface différente est utilisée pour obtenir les bornes des capacités thermiques du bâtiment. Pour C_w et Cz_{wall} on considère la surface de l'enveloppe du bâtiment.

$$C_{min} = C_{min_{surfacique}} \cdot A_{env}$$

$$C_{max} = C_{max_{surfacique}} \cdot A_{env}$$

Pour Cz_{floor} on utilise la surface au sol multipliée par le nombre d'étages.

$$C_{min} = C_{min_{surfacique}} \cdot A_{sol} \cdot nb_{étages}$$

$$C_{max} = C_{max_{surfacique}} \cdot A_{sol} \cdot nb_{étages}$$

La définition de ces bornes va donc servir dans la suite pour permettre le calcul des résistances et capacités thermiques d'un bâtiment. Pour la suite l'objectif va être de définir une méthodologie pour la calibration du modèle de zone thermique afin de pouvoir estimer les résistances et capacités thermiques et parvenir à initialiser la variable d'état connue du modèle, la température interne de la zone.

4.3.2.1 Choix de la méthode des moindres carrés comme fonction objectif de l'identification des paramètres

Pour des modèles plus proches de celui implémenté dans l'architecture, on parle de modèles de connaissance (partie 3.3.2.2) qui se base sur les connaissances physiques que l'on a sur la zone thermique. L'objectif est d'estimer la combinaison de paramètres qui minimise l'écart entre l'état observé et l'état estimé du modèle, dans le cas de la zone thermique l'écart entre la mesure faite sur la température interne et son estimation via le modèle. On peut par exemple noter l'identification qui est effectuée sur un modèle 1R1C [57] avec pour objectif de trouver les paramètres permettant de minimiser l'écart des moindres carrés avec coefficient de déviation entre la sortie observable du système, ici la puissance nominale de chauffe, et les mesures effectuées. Une autre approche [58] utilise la méthode des moindres carrés entre la variable d'état observable, dans ce cas la température à l'intérieur de la zone, et les mesures de température passées. L'algorithme prend alors en compte les conditions météorologiques et le comportement des occupants passés pour obtenir une première estimation des paramètres. Utilisant ainsi le modèle d'état du système, le problème est résolu pour fournir une combinaison optimale des paramètres. Dans la suite, les paramètres RC du modèle choisi vont être déterminé à l'aide de la méthode des moindres carrés.

Ainsi la méthode des moindres carrés semble être adaptée pour l'estimation des paramètres thermiques du modèle de zone, en utilisant les données de mesure passées. Cependant, il existe différents outils de programmation pour résoudre ce type de problème. La suite va permettre de déterminer lequel semble être le plus adapté.

4.3.2.2 Formulation du problème à résoudre par la méthode des moindres carrés pour identifier les paramètres RC

Pour ce qui est de l'identification des paramètres RC, le choix s'est porté sur l'utilisation de la méthode des moindres carrés couplée à un filtre de Kalman. Dans le principe, il consiste à utiliser un outil d'optimisation afin de minimiser l'écart entre la mesure (l'état observé du système) et son estimation. La fonction objective est donc la suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_0^{\Delta T} \left(T_z^t[t] - \hat{T}_z^t[t] \right)^2}{\Delta T}} \quad (4.12)$$

Où :

T_z : l'état observé du système (dans le cas de la zone thermique

il s'agit de la mesure de température à l'intérieur de la zone thermique

$\hat{T}_z$: l'état du système estimé

L'objectif est donc de trouver les combinaisons de résistances et de capacités thermiques les plus cohérentes permettant de minimiser cette fonction. En fournissant les données de mesure sur la température intérieure, mais aussi les profils de température extérieure et de puissance de

régulation thermique observé, l'outil est donc en mesure de pouvoir calibrer ces paramètres RC afin d'obtenir un profil de température interne proche de la mesure.

Dans la suite, nous allons donc présenter une méthode afin de maîtriser l'identification des paramètres et limiter la dispersion que l'on a pu observer sur une étude présentée lors de ces travaux de thèse [63].

4.3.3 Affiner l'espace d'étude pour l'identification des paramètres via des méthodes d'analyse de sensibilité

Dans cette partie, deux bâtiments vont être simulés par l'intermédiaire de DIMOSIM et les données de mesures seront alors utilisées afin de tester et présenter la méthode d'analyse de paramètres. Les deux bâtiments sont des bâtiments à forte inertie thermique. L'un d'eux est un bâtiment de type résidentiel collectif, avec une empreinte au sol de 20m sur 8m et d'une hauteur de 9m. L'autre est un bâtiment de type bureau avec une empreinte au sol de 18m sur 10m et d'une hauteur de 12m. L'analyse de sensibilité est effectuée pour un modèle de zone thermique pour chacun d'entre eux, et est divisé en deux étapes :

- La première qui permet d'affiner l'espace d'étude en utilisant la méthode de Morris.
- La deuxième permet de discriminer les paramètres impactant du modèle de zone thermique en utilisant la méthode de Sobol.

4.3.3.1 La cas de la dispersion des valeurs des paramètres RC lors de leur identification

La dispersion observée sur une étude présentée lors de ces travaux de thèse [63] des modèles de zones thermiques n'est pas si surprenante et peut résulter de nombreux facteurs. Des travaux consacrés à l'analyse de sensibilité dans le cadre de paramètres de zone thermique [64] montre que trois facteurs différents peuvent être responsables de cette dispersion :

- Les valeurs initiales.
- Les bornes.
- Les modèles

Dans ces mêmes travaux, une méthode est présentée afin d'affiner l'espace de recherche dans le cadre de l'estimation des paramètres RC. L'objectif de la suite est donc de reprendre ce qui a été fait et de l'adapter au cadre du MPC afin d'y intégrer cette analyse de sensibilité. Ce type de méthode permet de classer les paramètres en fonction de leur impact sur la sortie du modèle. Il existe trois différentes méthodes :

- Les méthodes locales, pour lesquelles on regarde l'influence d'un paramètre unique sur la sortie en laissant les autres fixes.
- Les méthodes globales, pour lesquelles on s'intéresse à l'influence de chaque paramètre sur la sortie, tout en regardant leur interaction.
- La méthode de crénelage qui sera celle utilisée en premier lieu avec la méthode de Morris.

4.3.3.2 Un échantillonnage de l'espace d'étude à l'aide de la méthode de Morris

Parmi les différentes méthodes d'échantillonnage, une se détache plus particulièrement, il s'agit de la méthode de Morris [65]. C'est une méthode qui permet de discerner les paramètres en trois groupes distincts en fonction de leurs effets :

- Les effets négligeables
- Les effets linéaires sans interaction
- Les effets non-linéaires avec ou sans interaction

Afin de mesurer la sensibilité de chaque paramètre, cette méthode utilise l'espérance des variations de chaque paramètre. Le principe est de cribler l'espace des paramètres proposant ainsi des combinaisons de valeurs initiales des paramètres à identifier. Cela permet de tester la

sensibilité de la sortie par rapport à ces différentes valeurs initiales et donc par rapport aux paramètres correspondant. En effet, une fois l'échantillonnage de Morris effectué, il est possible de l'évaluer en obtenant une sortie pour chaque échantillon. Cette méthode définit ainsi les indicateurs suivants.

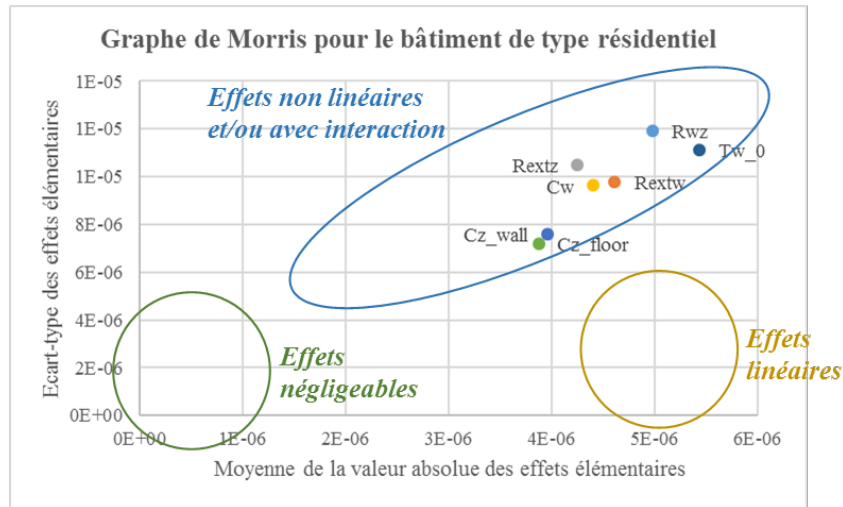


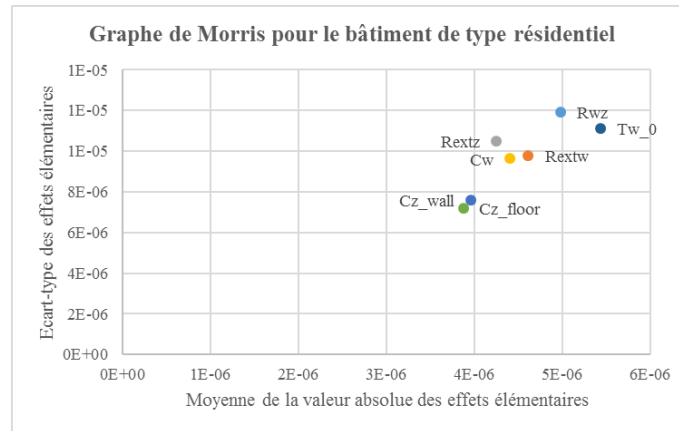
FIGURE 4.6 – Méthode d'identification graphique des différentes variables traitées via la méthode de Morris

μ_i^* : la moyenne de la valeur absolue des effets élémentaires, variations de la sortie sur la trajectoire suivie par un paramètre i ,

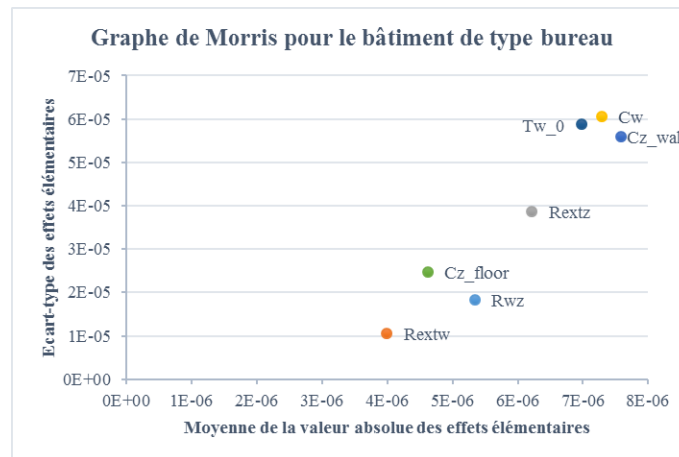
σ_i : l'écart-type de ces effets élémentaires sur le paramètre i .

Pour l'estimation des résistances et capacités thermiques du modèle, on choisit comme sortie à évaluer le RMSE entre la mesure de la température de la zone et la valeur estimée dans le modèle de zone thermique.

Cependant, cette méthode fournit qu’une interprétation graphique de l’influence de chacun des paramètres comme on peut le voir pour les résultats graphiques de la méthode de Morris appliquée à chacun des deux bâtiments (Figure 4.7).



(a) Bâtiment résidentiel



(b) Bureau

FIGURE 4.7 – Résultats graphiques de la méthode de Morris appliquée à deux bâtiments, un résidentiel collectif et un bureau

Pour obtenir ces résultats, nous avons utilisé les méthodes d’échantillonnage de Morris fournies par la bibliothèque Salib [66] que l’on a appliqué au modèle de zone thermique. Grâce à ces outils, il est possible de paramétrer un échantillonnage de l’espace des paramètres (ou crénelage) qui sera parcouru de manière itérative. A chaque étape, un ensemble de valeur initiale différent va être soumis à résolution et la sortie est récupérée pour cet ensemble (dans ce cas l’écart des moindres carrés entre l’estimation et la mesure). Une fois la boucle terminée, une méthode permet de calculer les valeurs σ et μ pour chaque paramètre en tenant compte du vecteur de sortie et de l’échantillonnage. Cependant, ces résultats ne permettent pas de dégager graphiquement les paramètres les plus impactants, en se référant à la méthode graphique de la figure 4.6. Cependant, elle est donc utile pour pouvoir échantillonner l’espace dans la procédure globale comme expliquer dans la partie 4.3.3.4 en fournissant également des informations concernant le modèle étudié comme une valeur médiane de chaque paramètre ainsi que des bornes restreintes en utilisant les quartiles 25 et 75%.

Cette méthode va donc être utilisée comme méthode de réduction de l’espace d’étude, et la discrimination des paramètres va être menée en utilisant une autre méthode. Cela est possible en

utilisant la méthode de Sobol qui permet de fournir un indicateur mathématique, plus facilement intégrable dans la boucle d'identification.

4.3.3.3 La méthode de Sobol pour définir un critère discriminant des paramètres

A partir d'un espace paramétrique donné, cette méthode permet de fournir ce que l'on appelle l'indice de Sobol de premier ordre (first order sensitivity index) qui servira à évaluer l'impact d'un paramètre sur la sortie. Plus cet indice est élevé, plus le paramètre contribue à la sortie [67]. Il est calculé de la manière suivante :

$$S_i = \frac{Var(E[Y|X_i])}{Var(Y)} \quad (4.13)$$

Il s'agit donc d'un rapport de variance, entre celle de l'espérance de la sortie selon le paramètre i en question, et celle de la sortie. Ainsi, la librairie Salib nous fournit une méthode permettant de l'appliquer à un système donné, en supposant le modèle correctement posé, ce qui nous permet alors d'obtenir les indicateurs de Sobol correspondant à chacun des paramètres. Cette méthode est implémentée à l'aide de la bibliothèque Salib [66] et les résultats sont obtenus par une procédure similaire à ceux de la méthode de Morris. On obtient alors pour les deux typologies de bâtiment présentées précédemment les répartitions de l'impact de chaque paramètre présentées dans la figure 4.8.

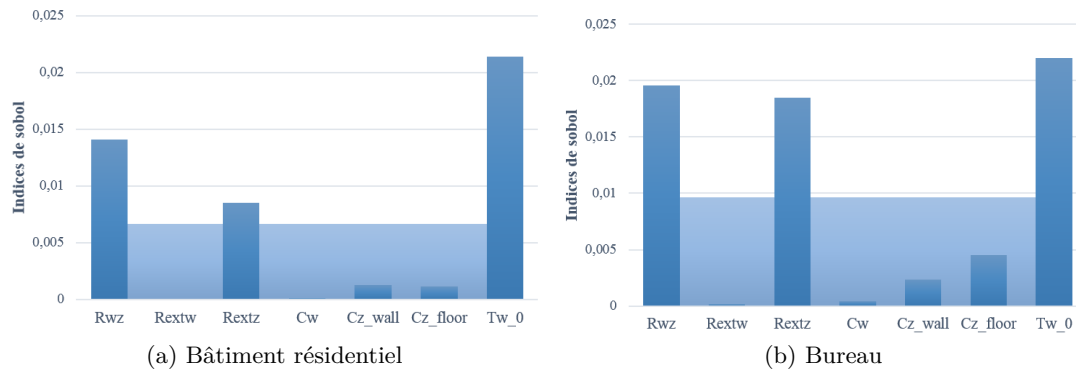


FIGURE 4.8 – Indices de Sobol de premier ordre pour chaque paramètre pour deux bâtiments, un résidentiel collectif et un bureau

Le graphique 4.8a à gauche recense les résultats pour le bâtiment de type bureau et celui 4.8b à droite représente ceux pour le bâtiment de type résidentiel collectif. Dans les deux cas, cette méthode permet d'identifier les paramètres qui seront négligés. L'aire bleue est en dessous du critère discriminant et donc les paramètres dont l'impact sont les moins importants. On choisit alors comme seuil de discrimination correspondant à un septième de la somme de l'ensemble des indices. Cette base de travail permet alors de pouvoir définir une méthode de discrimination, et donc une procédure d'analyse de sensibilité présentée dans la partie suivante.

4.3.3.4 Procédure d'analyse de sensibilité pour les résistances et capacités thermiques

On peut alors définir une méthodologie pour l'identification des paramètres du modèle RC dans l'architecture générique de MPC. Il convient de mettre en œuvre les méthodes de Morris et de Sobol l'une après l'autre. L'objectif est donc de réduire l'espace d'étude et de déterminer quels paramètres RC sont les plus influents. Cela va se faire en deux temps.

La première consiste à appliquer un crénelage de Morris sur le modèle de zone thermique du bâtiment test, en lui fournissant les données récoltées sur le bâtiment (gains internes, température interne et externe à la zone, flux thermique de l'émetteur, dans le cas de la formulation détaillée et température externe et interne, flux thermique de l'émetteur dans le cas de la formulation sobre). Les données obtenues sont alors récoltées en sortie de la méthode de MORRIS. On obtient alors un ensemble de résultats pour chaque paramètre pour lesquels on peut ressortir une valeur médiane ainsi que des quartiles 25 et 75%. Cette méthode aura alors permis de réduire l'espace d'étude.

Ces données permettent de réduire l'espace d'étude sur lequel est appliqué la méthode de SOBOL. On obtient alors un indice de SOBOL pour chaque paramètre, permettant ainsi de discriminer les paramètres les moins influents. Ces résultats, ainsi que le nouvel espace d'étude des paramètres RC, sont alors conservés dans un fichier correspondant au modèle de zone thermique. Celui-ci est ensuite disponible pour la procédure d'identification lorsque le MPC est couplé au système à optimiser (dans le cadre de cette thèse à son émulation faite par DIMOSIM). Ce procédé est répété pour chaque zone thermique à chaque appel d'optimisation.

En effet, une fois couplé, le fichier stockant les données de l'analyse de sensibilité permet d'accéder à l'influence de chacun des paramètres RC. Pour chaque paramètre, s'il est influent, l'algorithme crée une variable bornée par les valeurs déterminées par la méthode de Morris et consignée dans le fichier d'identification qui fournit également sa valeur initiale lors de la résolution de l'estimation par la méthode des moindres carrés. Sinon, l'algorithme le considère comme constant avec une valeur égale à la médiane résultante de l'étude de Morris et consignée dans le fichier d'identification. Cette opération de calibration est répétée à chaque fois que l'on fait appel à une séquence d'optimisation, afin de prendre en compte les nouvelles données entrantes dans la base de données de l'outil MPC. La figure 4.9 offre une vision schématique du fonctionnement du processus d'analyse de sensibilité mis en place pour les zones thermiques.

POUR CHAQUE ZONE THERMIQUE AU SEIN DU SYSTEME

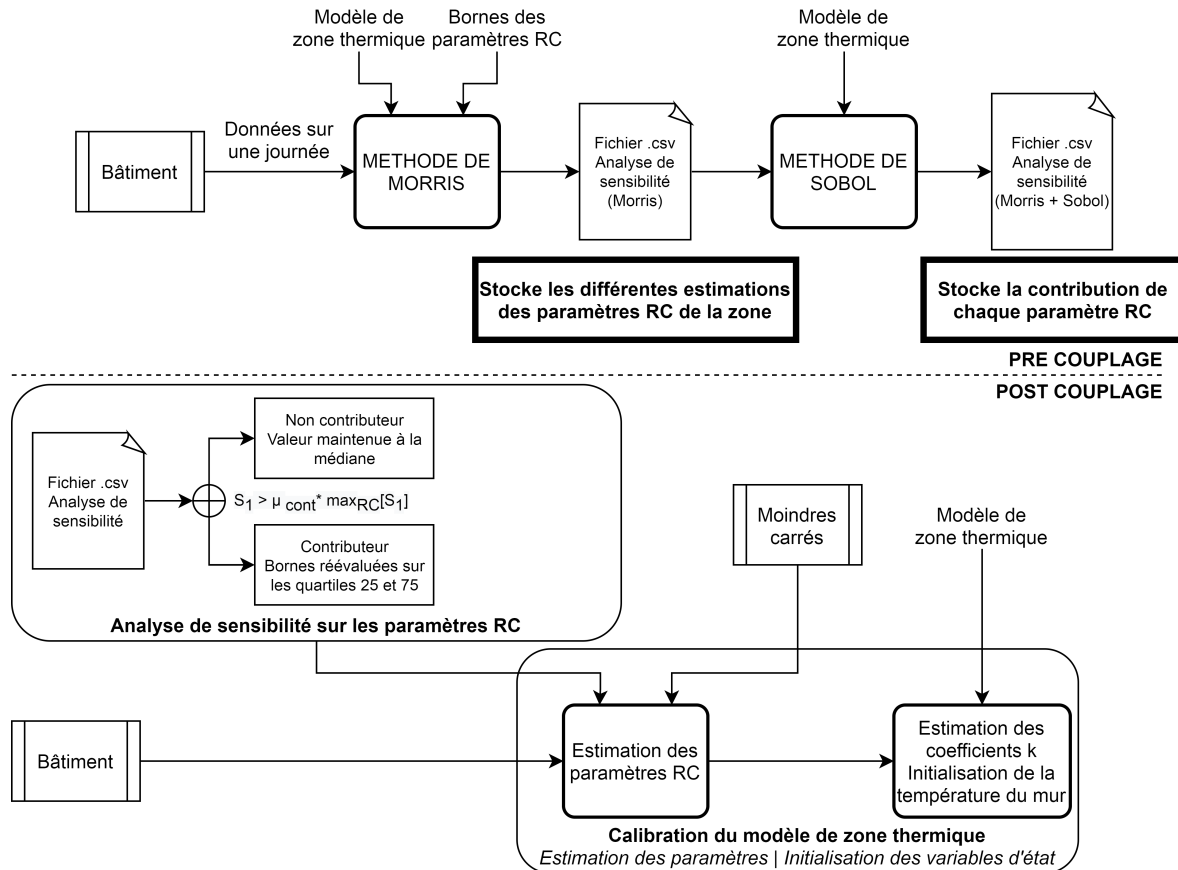


FIGURE 4.9 – Schéma de la procédure mise en place pour l'estimation des paramètres RC

4.3.4 Finalisation de la méthode de calibration du modèle de zone thermique

La partie précédente s'étant concentrée exclusivement sur les paramètres RC, il reste pour chacun des modèles présentés dans la partie 4.2.5.4 des paramètres à identifier. De plus les variables d'état du modèle de zone thermiques doivent être initialisées pour finir la calibration du modèle. La suite de cette partie va donc présenter les variations de calibration, en fonction de la variante de modèle utilisée.

4.3.4.1 L'identification des données du problème d'optimisation en fonction des variantes du modèle de zone

Le cas de la variante détaillée. Pour rappel, la formulation détaillée part du postulat selon lequel les connaissances disponibles sur le système étudié, ici la zone thermique, sont complètes. Cela est rendu possible via le couplage de DIMOSIM avec le MPC, qui permet donc d'avoir accès à l'ensemble des connaissances disponibles sur le système. Ainsi, sont accessibles pour le MPC :

- Les informations que l'on peut supposer facilement disponibles, à savoir la température interne et externe à la zone, les apports solaires via les radiations solaires
- Les informations que l'on peut supposer accessibles via des capteurs, à savoir le flux de régulation thermique .
- Les informations que l'on peut supposer inaccessibles sans avoir accès à un moyen de reconstitution, à savoir les gains internes, ici déterminer dans l'émulation de la zone thermique effectuée par DIMOSIM

Ainsi, toutes ces informations peuvent être utilisées et implémentées dans la modélisation de la zone thermique amenant ainsi à la formulation détaillée. Ainsi, en plus des paramètres RC de la zone thermique, il convient de déterminer les coefficients d'apports solaires k_z et k_w (présentée dans l'équation 4.2.5.4). Ce sont les derniers éléments à déterminer afin de pouvoir compléter l'identification des paramètres dans cette formulation.

Cette étape suit l'identification des paramètres RC définie dans la partie précédente. Afin de déterminer ces coefficients, une variation du modèle d'OMEGAAlpes est utilisé afin de pouvoir les déterminer. La figure 4.10 offre une représentation de cette étape.

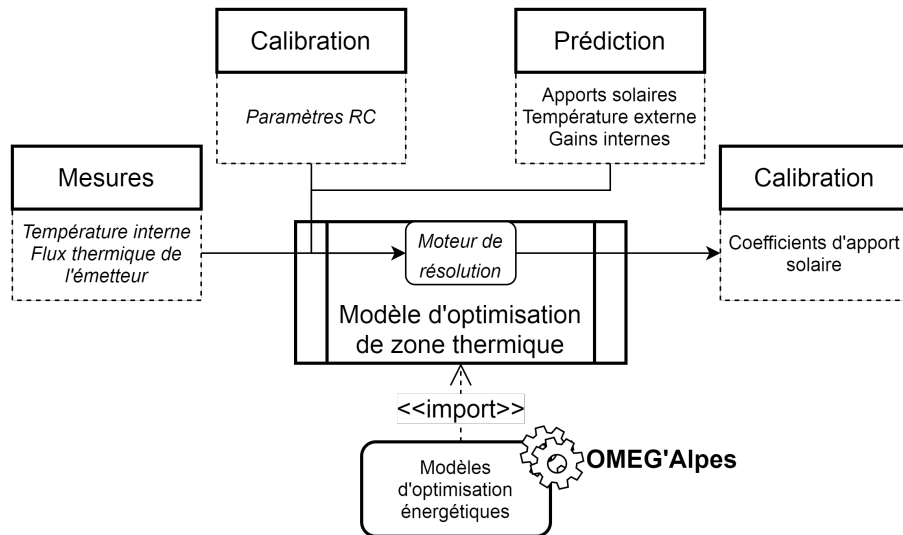


FIGURE 4.10 – Fonctionnement de la procédure de mise en place du MPC avec la formulation détaillée

Ainsi comme on peut le voir sur le schéma, l'estimation des coefficients est supportée par la méthode de résolution de problèmes d'optimisation fournies par l'outil OMEGAAlpes. Les mesures effectuées sur le modèle, ici fournies par DIMOSIM, que sont la température interne et les puissances de chauffage ou de refroidissement, sont fournies au modèle. En complément, les estimations des paramètres RC produites en amont du processus, ainsi que les prédictions sont également implémentées dans le modèle de MPC. Ceci étant fait, la fonction objective consiste ici à corréliser la mesure de la température interne avec celle estimée dans ce modèle d'optimisation. Une fois le problème d'optimisation résolu, l'estimation des coefficients d'apport solaire sur l'horizon future et la valeur initiale de la température du mur sont alors disponibles.

4.3.4.2 Le cas de la formulation sobre

Dans le cas de la formulation sobre, la logique ici est de pouvoir mettre en œuvre la mécanique de MPC, en supposant ne pas avoir accès aux informations inaccessibles en tant que tel, ici les gains internes. Dans ce cas, les gains internes et les apports solaires sont fusionnés en une seule variable à déterminer que l'on va appeler les gains internes globaux. Cela implique une légère variation dans l'estimation des paramètres RC car induit de négliger les gains internes dans leur calcul lors de l'étape précédente.

Ceci étant posé, ce sont ces gains internes globaux qui doivent être déterminés. Les méthodes de résolution fournies par l'outil OMEGAAlpes sont utilisés afin de pouvoir fournir cette variable. L'idée qui a été mise en œuvre consiste alors à consigner des informations sur des journées type, qui sont classées en fonction d'un indicateur. Cet indicateur doit être corrélé aux apports solaires et doit être facilement prédictible. Cela peut consister en la température extérieure moyenne prévue, les radiations solaires prévues, ou encore la couverture nuageuse. Ici, cet indicateur sera

la couverture nuageuse dont on peut récupérer les prévisions au jour le jour, prenant en compte la valeur moyenne de couverture prévue.

Cet indicateur divise alors les journées en trois catégories :

- Les journées peu nuageuses, avec un indicateur de couverture entre 0 et 33% .
- Les journées moyennement nuageuses, avec un indicateur de couverture entre 33 et 66% .
- Les journées fortement nuageuses, avec un indicateur de couverture entre 66 et 100%.

On peut alors mettre en œuvre une procédure d'estimation dans ce cadre-là. La figure 4.11 présente un schéma représentatif de cette procédure.

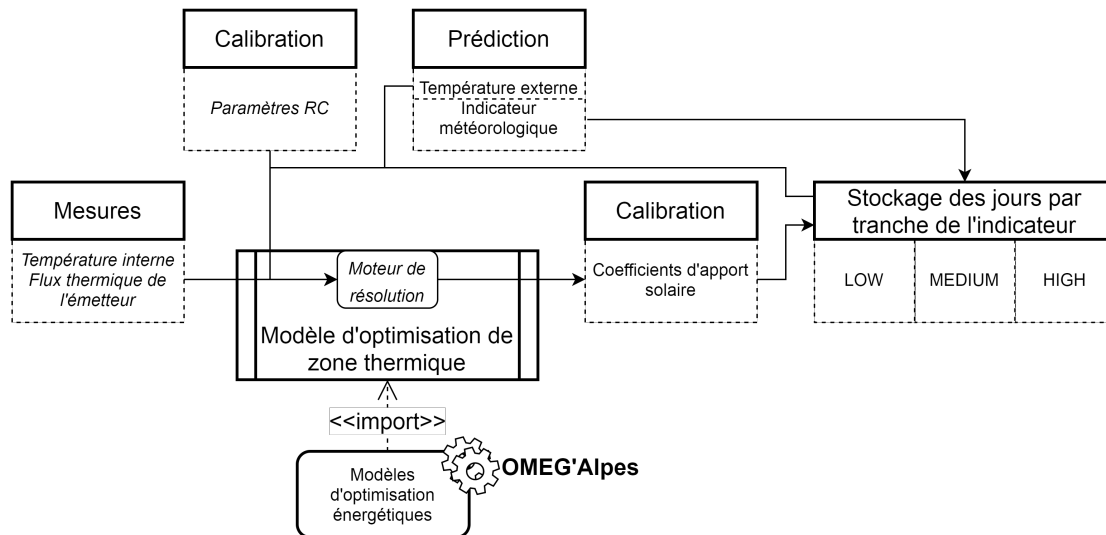


FIGURE 4.11 – Fonctionnement de la procédure de mise en place du MPC avec la formulation sobre

Ainsi, une logique similaire est appliquée pour les deux formulations. Les mesures sont fournies au modèle de zone construit à l'aide d'OMEGAAlpes, ainsi que les paramètres RC estimés auparavant. Contrairement au fonctionnement avec la formulation détaillée (Partie 4.2.5.4), seule la température extérieure est considérée récupérable, étant donné que l'on suppose les apports solaires et les gains internes comme étant une variable à déterminer à cette étape. Ceux-ci le sont à l'aide de la résolution du problème d'optimisation ainsi créé ayant la même fonction objective que pour l'autre formulation. L'indicateur, déterminé par les prédictions, est ainsi utilisé par la suite afin de classer les gains internes ainsi calculé en fonction de la journée type correspondante. Si l'indicateur correspond à une journée peu couverte, ils seront stockés dans l'emplacement correspondant, et ainsi de suite pour les autres niveaux d'indicateurs.

On peut donc implémenter deux formulations du modèle de zone thermique, permettant alors de déterminer pour chacune d'entre elles la stratégie de contrôle sur l'horizon future.

4.4 Validation du modèle d'optimisation de zone thermique intégré dans l'architecture du MPC

4.4.1 Objectifs et étude des formulations de modèle de zone thermique

Afin de valider les modèles intégrés dans l'architecture, on va se concentrer ici sur le contrôle prédictif d'une zone thermique pendant la période hivernale. La zone thermique est modélisée et simulée à l'aide de DIMOSIM. On considère ici une zone thermique possédant une forte inertie thermique (ceci étant paramétrable par DIMOSIM). On considère alors deux spécificités distinctes concernant son occupation, de type bureau ou de type résidentiel. Dans les deux cas, un planning de présence sera pris en compte dans le cadre de la commande prédictive.

L'objectif ici sera de considérer le comportement de la commande en fonction du poids de l'objectif entre les économies et le confort afin de pouvoir évaluer dans quelle mesure tout cela est pris en compte par le MPC. Et d'un autre côté, il s'agit de vérifier que l'on obtient bien une commande plus performante que la commande réactive vis à vis de l'objectif fixé. Enfin les deux formulations du modèle présenté dans la partie 4.2.5.4 vont être modélisées. Cela permet de montrer les capacités de l'architecture générique, en intégrant deux modèles différents, avec des méthodes de calibration et prédiction spécifiques, pour un même système.

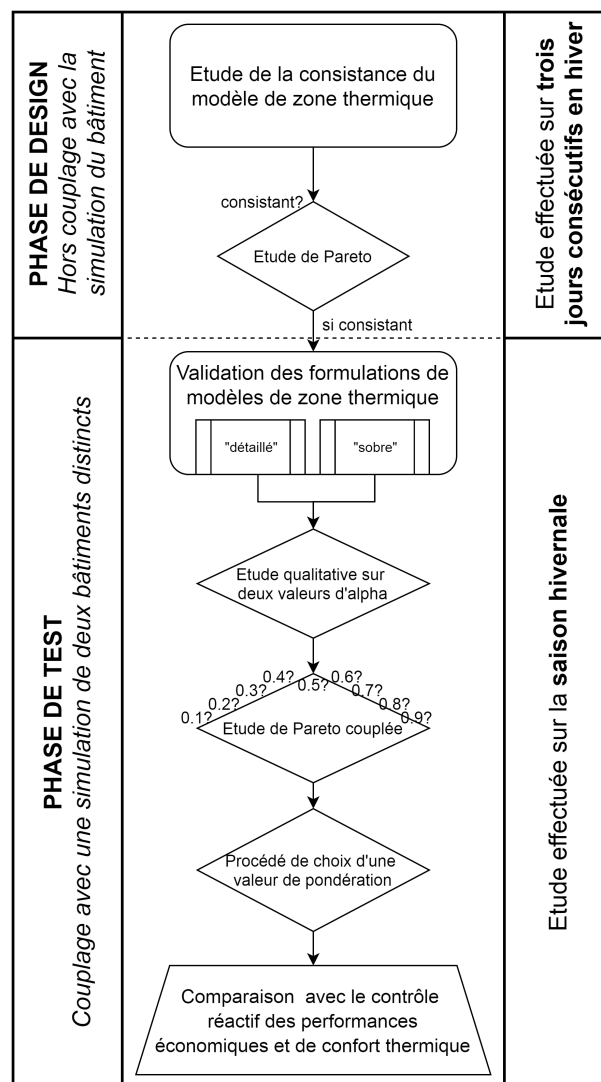


FIGURE 4.12 – Workflow de l'étude de validation du modèle de zone thermique

Ainsi la première partie consistait à valider le modèle de zone thermique à l'aide d'une courbe de Pareto. Cette étude est effectuée sur trois jours distincts, pour la formulation détaillée, en dehors de tout couplage avec la simulation du bâtiment.

Une fois la consistance du modèle validée ou non, les résultats du couplage du MPC avec la simulation de deux bâtiments va être présentée. Tout d'abord, en considérant les résultats qualitatifs pour deux valeurs du coefficient de pondération antagonistes (Eq. 4.6). Ensuite, une courbe de Pareto, pour les variantes de modèle détaillée et sobre, est effectuée afin de comparer les résultats des simulations avec les stratégies de contrôle pour différentes valeurs du coefficient de pondération et ceux du contrôle réactif. Enfin les résultats globaux pour les deux types de bâtiments présentés dans la partie 4.3.3 sont présentés comparant les résultats pour les deux variantes de modèles de zone thermique, détaillée et sobre, à ceux du contrôle réactif.

4.4.2 Le modèle implémenté dans DIMOSIM

4.4.2.1 Mise en oeuvre

Le modèle de zone thermique implémenté dans DIMOSIM est un modèle R20C10, soit avec 20 résistances thermiques et 10 capacités thermiques dans la version par défaut, et plus si une version détaillée est choisie. On considère un modèle détaillé discrétisant les enveloppes en couches afin de représenter au mieux les inerties de la zone thermique. Les éléments principaux du modèle sont :

Les fenêtres : Toutes les fenêtres de la zone sont modélisées avec un modèle à deux nœuds avec deux capacités thermiques : une représentant la surface externe et une la surface interne. La transmission, la réflexion et l'absorption radiatives sont déterminées individuellement pour chaque orientation de façade et sommées.

L'enveloppe externe des façades : La discrétisation du mur en couches est au minimum de 4 , représentant la surface externe (e.g. crépis), la première couche (structure porteuse ou isolant), la seconde couche (structure porteuse ou isolant) et la surface interne (mortier, plâtre, etc.), correspondant à une composition standard de mur. Chaque couche peut être discrétisée en n nœuds (défaut 1). Les radiations solaires sont déterminées pour chaque façade. Les masques solaires proches (environnement, bâtiments proches) et lointain (paysage) sont également considérés. Le flux solaire ainsi calculé est injecté sur la surface externe du mur. La surface interne reçoit les gains internes des occupants, de l'équipement et des radiations solaires transmises par les enveloppes transparentes vers l'intérieur.

L'enveloppe externe du toit : Son modèle est le même que celui d'un élément de façade à l'exception qu'il est incliné horizontalement.

Le sol : Son modèle est le même que celui des façades mis à part que le nœud externe n'est pas exposé aux radiations solaires et est connecté à la température du sol considérée comme constante à 10°C.

La ventilation et infiltration : Le module de ventilation détermine les flux de chaleur de la zone provenant de la ventilation et des infiltrations.

Les ponts thermiques : les ponts thermiques sont estimés à partir du nombre d'étages, de la position de l'isolation (interne ou externe) et du périmètre de la zone. Un coefficient linéique constant est utilisé.

L'enveloppe interne : tous les murs adjacents, internes ou les étages sont représentés dans l'enveloppe interne. Cela permet de prendre en compte l'inertie thermique de ces éléments.

La figure 4.13 donne ainsi la représentation graphique du modèle RC intégré par le simulateur de la zone thermique :

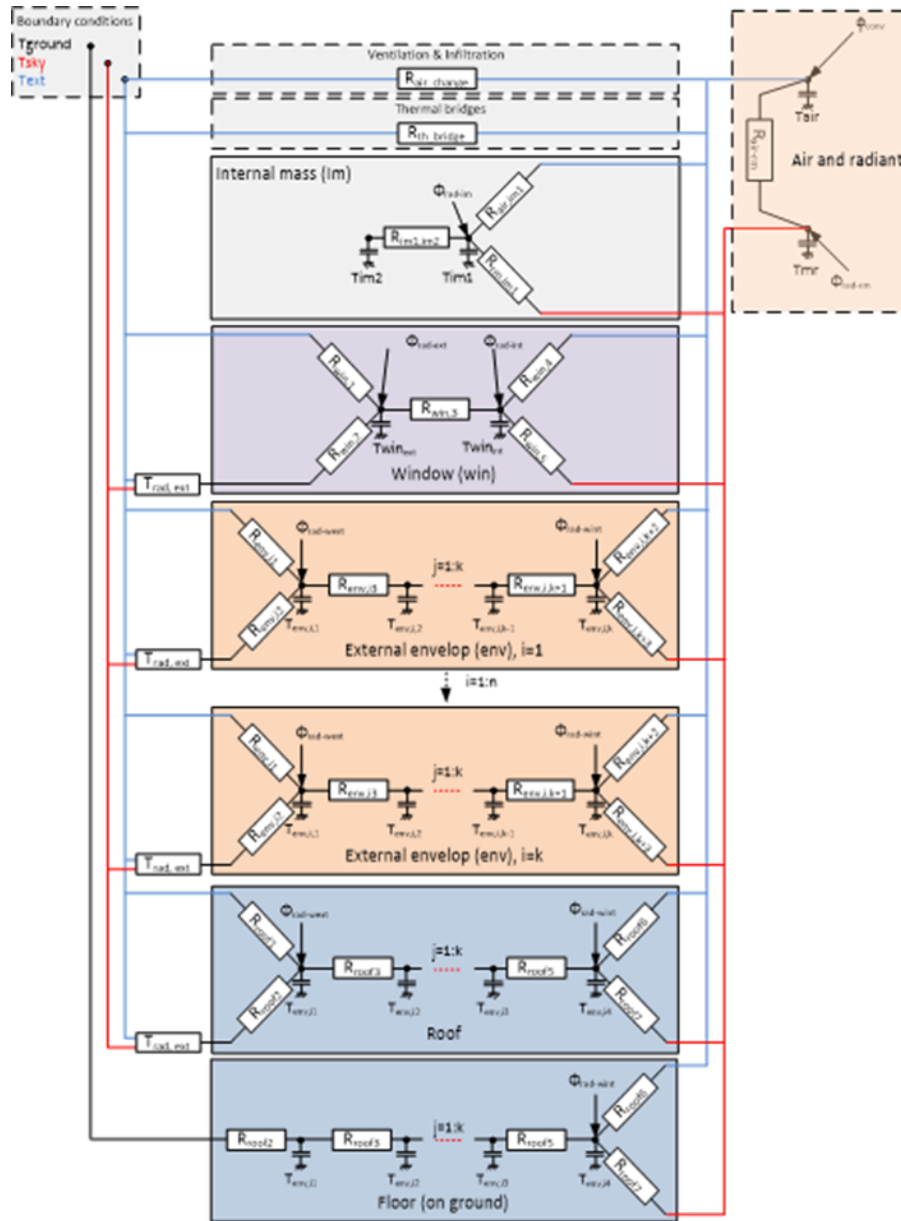


FIGURE 4.13 – Schéma RC équivalent du modèle de zone thermique implémenté dans DIMOSIM

Les échanges thermiques entre les zones au sein d'un même bâtiment sont négligés et seule l'inertie thermique est considérée. De plus aucune interaction entre les bâtiments n'est considérée, les murs adjacents entre bâtiments sont considérés comme adiabatiques (identiques aux murs internes). Les autres états dans le modèle de zone thermique sont la température de l'air et la température radiative moyenne (mean radiant temperature) où les gains convectif et radiatif sont injectés. Les gains thermiques internes sont estimés à partir des consommations spécifiques électriques (module Croniq qui détermine les profils de consommation électrique en amont). Les flux thermiques provenant des équipements, ainsi que des occupants, sont représentés par un coefficient thermique et rajouté au nœud correspondant du modèle thermique de zone. La température considérée par la régulation du système de chauffage ou de refroidissement se base sur le calcul d'une température opérative par défaut comme étant la moyenne des deux température d'état du système (sauf pour les systèmes ayant une sonde de reprise d'air).

4.4.2.2 Modèle d'état

Le modèle thermique est basé sur un modèle d'état :

$$\dot{X} = AX + BU \quad (4.14)$$

avec :

X : le vecteur de température du modèle de bâtiment

A : la matrice d'état du système

B : le vecteur de commande

U : le vecteur des entrées

Le vecteur U est obtenu en utilisant les apports solaires, les gains internes, les puissances de chauffage ou de refroidissement ainsi que les conditions limites externes. L'état de la zone thermique est ensuite déterminé à l'aide des matrices A et B, calculées au préalable, et l'on obtient l'état du système. C'est donc ce modèle qui sera mis en œuvre dans l'étude de validation présentée dans la suite de ce chapitre.

4.4.2.3 Test et validation de la consistance du problème d'optimisation en utilisant une courbe de Pareto

Dans un premier temps, le modèle va être testé lors d'une phase de design qui va permettre de tester la cohérence, et de considérer la façon dont le problème est posé. On va vérifier si le problème d'optimisation est consistant d'un point de vue mathématique. Cette phase est à considérer avant de coupler le MPC avec sa simulation, car ceci permet de vérifier la consistance mathématique¹ du problème.

Ici, l'étude considère uniquement la résolution du problème d'optimisation pour un bâtiment sur trois journées distinctes. On va donc considérer trois optimisations pour trois jours pris au hasard dans la période hivernale. Le but va être ici de faire varier la valeur d'alpha (Eq. 4.6) entre 0 et 1 (donc entre l'économie et le confort) et vérifier que l'on obtient une courbe de Pareto répondant bien à l'antagonisme des deux indicateurs que l'on a défini dans ce cadre.

La figure 4.14 donne la courbe de Pareto pour chacun des trois jours choisis pour cette étude :

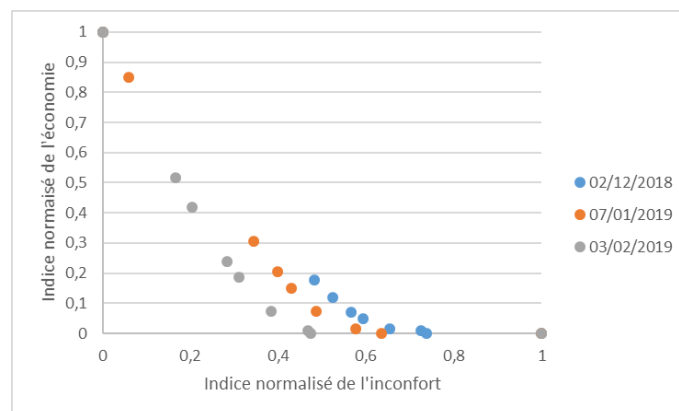


FIGURE 4.14 – Courbe de Pareto effectuée sur le modèle de zone thermique

En abscisse, on a donc la valeur de l'inconfort normalisé. L'inconfort est évalué dans ce cas-ci comme la somme des instants pour lesquels la température de zone est inférieure à la valeur de consigne, en présence d'occupants. Cette valeur est normalisée à l'aide de la valeur maximale d'inconfort pour $\alpha = 0$. En ordonnée, on retrouve la valeur du coût de la consommation de

1. on peut également parler de cohérence mathématique, on cherche dans ce cas à prouver que le problème est bien posé pour la suite de l'étude d'un point de vue mathématique et qu'il répond comme attendu à une étude de Pareto

l'émetteur thermique normalisée. Il s'agit tout simplement de l'évaluation en fonction du prix de l'énergie à chaque instant, le tout rapporté à la valeur maximale de dépenses obtenues lorsque l'on minimise seulement l'inconfort avec $\alpha = 0$.

Pour les trois jours nous obtenons des courbes de Pareto qui permettent de valider la consistance mathématique du modèle de zone thermique créé par l'outil de MPC. L'étape suivante consiste à obtenir les résultats du couplage du MPC avec la simulation effectuée à l'aide de DIMOSIM.

4.4.2.4 Fonctionnement du couplage entre le modèle MPC et la simulation de zone thermique faite par DIMOSIM

Maintenant que nous avons pu valider le modèle dans cette phase de configuration, vient la partie du couplage entre la simulation et son contrôleur externe. Il devient important de comprendre le fonctionnement de l'orchestration de l'algorithme du MPC dans le cas du modèle de zone thermique dont le fonctionnement générique avait été présentée dans la partie 3.4.3.5 du chapitre 3. Dans un premier temps, l'utilisateur doit configurer son MPC, choisir l'horizon de temps du MPC, la fréquence d'optimisation, les différentes variantes de modèles ou encore les méthodes de prédiction disponibles. Tout cela a été présenté en introduction de cette partie afin de décrire le cas d'étude. La suite ici va consister à présenter concrètement l'orchestration du MPC pour bien comprendre les actions menées à la suite afin d'obtenir la stratégie de contrôle à fournir au système à optimiser.

Prenons le cas d'un instant donné dans la simulation, où la simulation envoie les données de mesure de l'instant précédent. Ceux-ci sont donc reçus et enregistrés dans la base de données à l'aide de l'instance de la classe Mapping prévu à cet effet (dans la partie 3.4.3.3 du chapitre 3). Deux cas de figure sont possibles à ce stade : soit le MPC est toujours en cours d'initialisation, ce qui signifie qu'il ne dispose pas d'assez de données pour fournir une stratégie de contrôle, soit cette étape est passée et le processus peut se poursuivre.

Tout d'abord, l'algorithme lance la procédure de prédiction, qui dépend du type de prédicteur choisi et qui fournit les prédictions des conditions limites sur l'horizon à venir. Ces données sont fournies à la procédure d'estimation décrite précédemment qui permet donc d'obtenir les résistances et capacités thermiques correspondant aux données de mesures stockées dans la base de données, puis les paramètres manquants en fonction des variantes. Dans le cas de la zone thermique, cette étape permet également de fournir les valeurs initiales des variables d'état du système, mesurables pour le cas de la température de la zone, et reconstituée dans le cas de la température du mur.

Tous ces résultats intermédiaires sont stockés dans la base de donnée qui permet donc d'alimenter le problème d'optimisation, qui est résolu via la modélisation fournie par OMEGAlpes. On obtient alors la stratégie de contrôle optimale qui peut être fournie à la simulation. Tout ce processus est résumé dans la figure 4.15 qui concerne la variante détaillée du modèle, les variantes ne changeant pas le séquençement, seulement certains éléments comme les types de prédicteurs, les entrées et sorties de chaque action ou encore le procédé d'estimation :

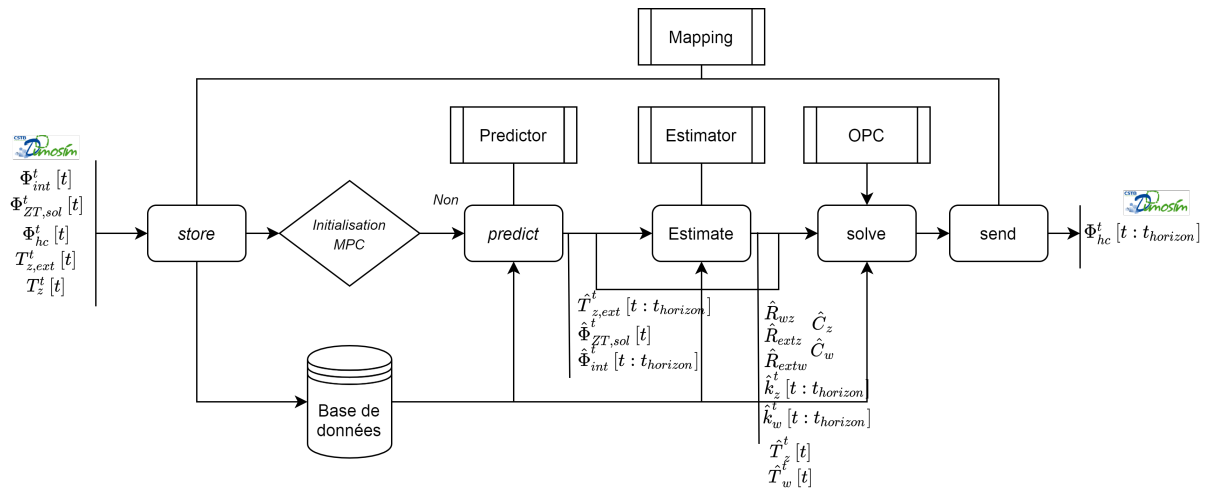


FIGURE 4.15 – Schéma de fonctionnement du couplage du MPC de la zone thermique et de sa simulation

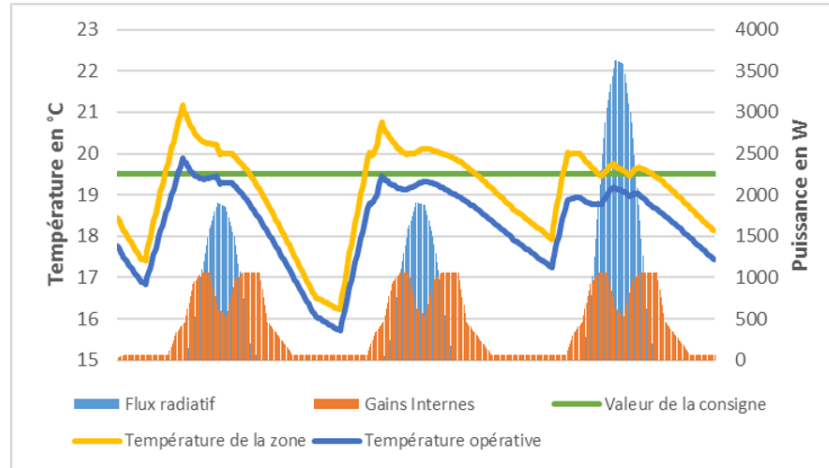
La suite est consacrée à l'étude des résultats de couplage pour différentes valeurs d'alpha et différentes variantes du modèle d'optimisation.

4.4.2.5 Validation des deux variantes du modèle de zone thermique pour la période hivernale

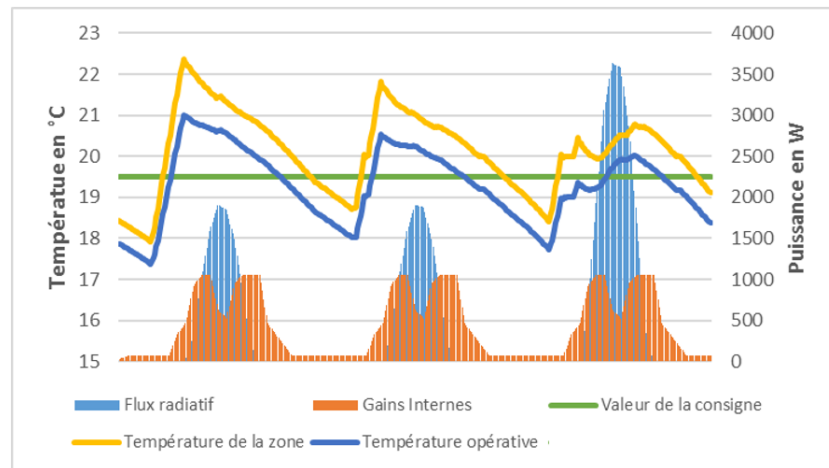
Les modèles de zone thermique sont alors couplés à la simulation faite par DIMOSIM, qui va recevoir les commandes envoyées par le MPC. Concernant les données de simulation, on fixe un pas de temps de 10 minutes. Une première simulation est effectuée afin de fournir les données de prédiction dans le cadre du prédicteur parfait, présentée dans la partie 2.2.3 du chapitre 2, qui les récupère en données d'entrée. Une seconde simulation est engagée afin d'évaluer le contrôleur prédictif. Pour ce qui est des paramètres du MPC, on considère un horizon de 48h, pour une fréquence d'appel à l'optimisation de 12h, ce qui lance un nouveau calcul de la stratégie de contrôle optimale toutes les 12h. Pour ce qui est du pas de temps de l'optimisation, les tests décrits dans la partie 4.4.2.3 ont montré qu'il était nécessaire d'augmenter le pas de temps par rapport à celui de simulation à 30 minutes. Sinon, il y avait un risque de proposer des problèmes d'optimisation prenant trop de temps à être résolus. Cependant, l'outil prend en compte, dans le cas d'un couplage avec une simulation, cette différence de pas de temps entre la simulation et le MPC, et ajuste en fonction les données de mesure reçues et la stratégie de contrôle envoyée. Une autre option aurait pu être de considérer un horizon plus court, mais étant donné les profils d'occupation du bureau, rallonger à 48h sembler être le choix le plus judicieux pour prendre en compte les week-ends inactifs dans les bureaux. L'étude se déroule sur trois mois, de début décembre à fin février, pour lesquels on va étudier l'impact des différents prédicteurs et les deux représentations différentes, « détaillée » et « sobre ». Dans les deux cas, nous avons pu effectuer une étude en faisant varier la valeur d'alpha entre 0 et 1 pour trois configurations différentes :

- Un prédicteur parfait et une représentation détaillée, que l'on va qualifier de référence en matière de contrôle, car on ne considère pas les erreurs de prédiction tout en supposant avoir accès à un maximum de données de mesure.
- Un prédicteur naïf et une représentation détaillée, permettant d'évaluer l'impact d'une prédiction imparfaite.
- Une représentation « sobre », qui représente une forme de prédicteur naïf, avec règle, pour lequel le besoin d'information pour être mis en place est minimum.

Etude qualitative de l'impact des coefficients de pondération de la fonction objectif (Equation 4.6). Dans un premier temps, nous nous concentrons sur l'impact qualitatif d' α sur la stratégie de contrôle. Pour cela, nous allons nous concentrer exclusivement sur la représentation détaillée. Cette étape permet de vérifier concrètement si l'effet que l'on peut observer d'un point de vue global se vérifie localement. On récupère donc trois jours de contrôle, pour deux valeurs d' α , l'un pondérant en faveur de l'économie et l'autre en faveur du confort. Les résultats sont résumés dans la figure 5.32 pour le prédictor parfait.



(a) Economie



(b) Confort

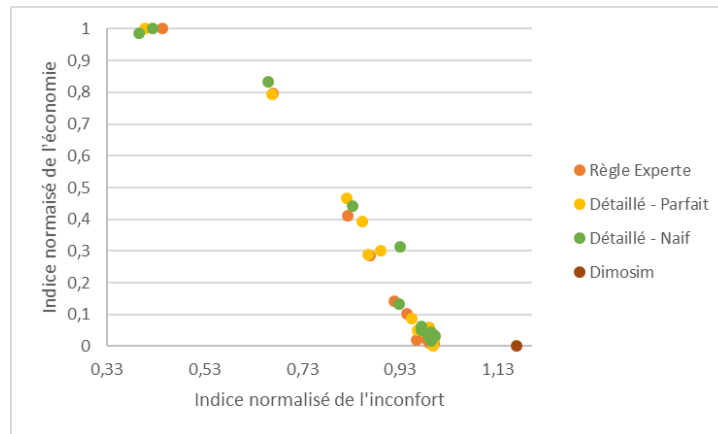
FIGURE 4.16 – Résultats qualitatifs pour deux valeurs du coefficient de pondération α antagonistes

Ces deux graphiques représentent la température opérative en bleu, déterminée par la MPC via la stratégie de contrôle optimale. En jaune, on repère la température à l'intérieur de la zone répondant à ce contrôle. La ligne verte correspond à la consigne de confort suivie par le MPC et définie à l'avance dans la configuration du modèle de zone pour la simulation. Les aires en bleu et en orange correspondent respectivement aux apports solaires et aux gains internes obtenues suite aux comportements des occupants et modélisés par la simulation.

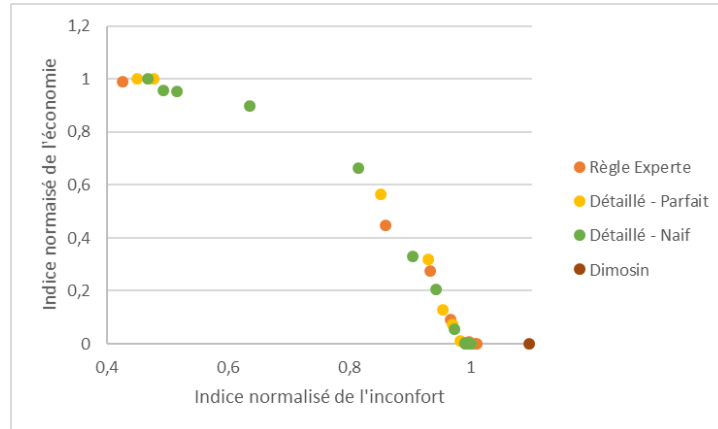
Ainsi le graphique 4.16a est obtenu en considérant une pondération d' α en faveur de l'économie, au contraire du deuxième 4.16b qui favorise le confort. On remarque bien dans le premier cas, que la stratégie de contrôle ainsi obtenue autorise plus facilement les baisses de température importantes, en tenant moins compte de la présence future d'occupants, ici pris en

compte à l'aide des gains internes modélisés par la simulation faite par DIMOSIM.

Etude quantitative de l'impact des coefficients de pondération de la fonction objectif (Equation 4.6). On récupère pour chaque valeur d'alpha l'indice économique, qui consiste en l'évaluation du coût de la régulation thermique sur la période, et l'indice d'inconfort, qui consiste en un pourcentage de période pendant lesquelles la température mesurée à l'intérieur de la zone est inférieure à la consigne concomitante à la présence d'occupant. On obtient alors la figure 4.17 pour chaque valeur d'alpha afin d'obtenir leur répartition et pouvoir comparer cela avec les performances de DIMOSIM. La figure 4.17 représentent les répartitions de Pareto en fonction des deux indicateurs antagonistes présentés auparavant, pour le bâtiment de type bureau 4.17b et 4.17a pour le bâtiment de type résidentiel collectif.



(a) Résidentiel



(b) Bureau

FIGURE 4.17 – Courbes de Pareto en fonction d'alpha obtenues sur l'étude de deux bâtiments, l'un résidentiel et l'autre un bureau

En abscisse, nous avons l'indice d'inconfort normalisé et en ordonnée l'indice de l'économie également normalisé, comme précédemment. En orange, nous avons la répartition pour la variante de type règle experte, en jaune la répartition pour la variante détaillée avec un prédicteur parfait, en vert la même variante mais avec un prédicteur naïf et enfin en rouge nous avons les indices obtenus avec le contrôle par défaut de DIMOSIM.

La première chose que l'on peut remarquer est que l'on obtient des résultats qui dominent le contrôle de base dans tous les cas, et ceci indépendamment du prédicteur choisi ou de la variante. La seconde est la forme des Pareto qui n'est pas lissée.

Cela s'explique par deux facteurs. Le premier étant les erreurs effectuées par le MPC dans l'identification des paramètres, la prédiction, dans le cas du prédicteur naïf, et des différences de détail des modèles, entre celui utilisé par la simulation et celui implémenté dans le MPC. Le deuxième réside dans le fait que le problème d'optimisation n'est pas constant dans le temps de simulation, contrairement à celui présenté dans le premier Pareto. En effet, comme dit lors de la partie consacrée à l'identification des paramètres, il existe un paramètre que l'on identifie qui fait partie intégrante d'une contrainte d'optimisation : la puissance maximale de l'émetteur relié à la régulation thermique de la zone. Ainsi à chaque appel d'optimisation, on modifie ce facteur ce qui explique cette inconstance au cours de la simulation.

Bilan de l'étude des coefficients de pondération et résultats pour les deux types de bâtiment.

En résumé, il existe plusieurs valeurs d'alpha pour lesquelles le contrôleur prédictif assure un confort similaire au contrôleur réactif simulé, tout en assurant des économies sur la durée de test. Le tableau 4.1 résume les tranches d'économies financières mesurée lors de l'étude de cas pour les deux types de bâtiments présentés dans la partie 4.3.3.

	Détaillé - Parfait	Détaillé Naïf	Sobre
Bureau	15-16%	13-14%	15%
Résidentiel	9-10%	9%	7-8%

TABLEAU 4.1 – Résultats obtenus pour les valeurs du coefficient de pondération les plus performants par rapport au contrôle réactif parmi celles étudiées

Ces résultats permettent de mettre en relief le fait que dégrader les méthodes de prédictions ou la qualité du modèle entraîne des performances moindres, mais à relativiser sur l'ensemble de l'étude. Avec un prédicteur aussi simple et « faux » que le prédicteur naïf, on arrive à des résultats s'approchant des performances globales d'un prédicteur parfait. De même pour la règle experte, qui amène une modélisation moins détaillée, avec une approche de prédiction plus poussée que le simple prédicteur naïf permet d'obtenir de bonnes économies.

4.5 Perspectives et conclusion sur le modèle de zone thermique

Ainsi, dans ce chapitre nous avons pu mettre en perspective le fonctionnement du contrôleur anticipatif, via l'élaboration d'un modèle de zone thermique. Après avoir passé en revue le protocole d'identification, les variantes de modèle possible, puis les résultats du couplage entre la simulation de DIMOSIM et le MPC, il devient important de pouvoir changer d'échelle afin de tester l'architecture sur un nombre plus important de bâtiment et proposant un problème d'optimisation plus complexe. De plus, dans cette partie nous n'avons pas abordé la saison estivale pendant laquelle la régulation thermique se fait par la gestion d'émetteurs de froid. Cette partie ne sera malheureusement pas abordé lors de la montée en échelle des tests de MPC créés par l'outil de création générique. Même si le contrôle du froid est implémenté dans l'architecture et peut être pris en compte, une étude similaire à celle présentée dans ce chapitre est nécessaire pour tester le contrôle en cette saison

Cette étude a d'ailleurs permis de mettre en valeur la stratégie de contrôle obtenue par le MPC pour la gestion du chauffage, et de la fourniture de l'eau chaude sanitaire pour le cas du chapitre 2. La partie finale de ces travaux va donc être consacrée à un cas d'étude sur un quartier de taille modeste d'une dizaine de bâtiments, avec pour but de pouvoir tester la gestion de la complexité à cette échelle et expliciter son orchestration spécifique, toujours avec une optique de dimensionnement, configuration, puis couplage du contrôleur interne du MPC.

Chapitre 5

De l'échelle du bâtiment à l'échelle quartier, un cas d'étude représentatif des fonctionnalités générique de l'architecture mise en place

5.1 Une étude de cas sur un quartier en autoconsommation collective

Ce dernier chapitre est dédié à une étude de cas d'un quartier fictif d'une dizaine de bâtiment connecté à une centrale photovoltaïque en autoconsommation. La première partie présente tout d'abord un état des lieux du contexte de la gestion de l'énergie à l'échelle quartier. Dans un premier temps, les systèmes énergétiques et les moyens de gestion de l'énergie sont décrits à l'échelle du bâtiment, puis à celle du quartier.

Cette étape est l'occasion d'aborder la variété de systèmes énergétiques envisageables ainsi que de pouvoir décrire la complexité que peuvent avoir les différentes morphologies de quartier. Ces derniers possèdent en effet de grandes variétés en termes morphologiques et sociologiques avec un impact non négligeable sur la gestion de l'énergie et les systèmes énergétiques qui seront présents.

Pour la seconde partie, une fois présenté des éléments de compréhension de l'autoconsommation collective en France, les principaux indicateurs de performances de l'autoconsommation seront présentés avec le taux d'autoconsommation et le taux d'autosuffisance. La suite du chapitre est consacrée à l'étude de cas.

Dans un premier temps, les différentes classes impliquées dans la création du MPC sont présentées, sur la base de la décomposition du quartier en sous-systèmes. Cela permettra alors de pouvoir présenter l'élaboration du problème d'optimisation représentatif du cas d'études, pour ensuite aborder la création ex nihilo du MPC, son initialisation, sa configuration puis son fonctionnement couplé avec la simulation. Les différentes possibilités de configuration que sont la distribution de contrôle, l'horizon, les effets de pondération des fonctions objectives sont comparés afin de définir la configuration la plus performante en termes de résultats et de temps de calcul.

Cette configuration est enfin utilisée comme base pour comparer les différentes variantes de MPC, en faisant varier les modèles de zones thermiques entre les modèles détaillé et sobre et les modules de prédiction entre la prédiction parfaite et la prédiction naïve. Le dernier point de ce chapitre est consacré aux possibilités d'amélioration de l'outil dans le cadre de futurs travaux.

Sommaire

5.1	Une étude de cas sur un quartier en autoconsommation collective .	99
5.2	État des lieux du contexte de la gestion de l'énergie à l'échelle quartier est consacré aux possibilités d'amélioration de l'outil dans le cadre de futurs travaux	101
5.2.1	État des lieux des systèmes énergétiques et de la gestion de l'énergie à l'échelle du bâtiment en zone urbain	101
5.2.2	Du bâtiment au quartier intégré dans un écosystème énergétique en pleine transition	104
5.3	Introduction à l'autoconsommation collective	110
5.3.1	Quelques éléments de compréhension de la réglementation en France . .	110
5.3.2	Indicateurs de performances de l'autoconsommation	111
5.4	Développement de modèle de MPC sur un cas d'étude intégrant de l'autoconsommation collective	112
5.4.1	Définition du cas d'étude	112
5.4.2	Présentation des phases de configuration, d'initialisation et de fonctionnement appliquées au cas d'étude en autoconsommation	121
5.5	Etude et détermination d'un paramétrage de configuration avec comparaison de deux modèles de zones thermiques avec deux modules de prédiction différents	127
5.5.1	Etapes, formulations du problème d'optimisation et indicateurs retenus pour l'étude	127
5.5.2	Présentation des distributions centralisées et décentralisées et comparaison de leur temps et de qualité de convergence respectifs	133
5.5.3	Etude du coefficient de pondération α sur le compromis à faire pour l'objectif purement économique	140
5.5.4	Etude de l'effet de l'horizon en fonction des différentes formulations . .	146
5.5.5	Etude sur les variantes de modèles de zone thermique	150
5.5.6	Conclusions sur l'étude comparative des variantes	156
5.6	Conclusion	157

5.2 État des lieux du contexte de la gestion de l'énergie à l'échelle quartier est consacré aux possibilités d'amélioration de l'outil dans le cadre de futurs travaux

Cette première partie décrit les différents systèmes énergétiques et méthodes de gestion de l'énergie d'un bâtiment. Le but est ici d'étudier le contexte énergétique dans le tissu urbain, permettant alors de mettre en relief sa complexité, d'un point de vue énergétique, sociologique et économique.

5.2.1 État des lieux des systèmes énergétiques et de la gestion de l'énergie à l'échelle du bâtiment en zone urbain

5.2.1.1 Les systèmes énergétiques à l'échelle du bâtiment

Un bâtiment, conditionné par son utilisation, va posséder des besoins spécifiques : en général des besoins en confort thermique (chauffage et refroidissement), en alimentation d'électricité ou encore en eau chaude sanitaire. Il convient tout d'abord de différencier les trois principales sources d'énergie que l'on va trouver à l'échelle du bâtiment. Ainsi, un bâtiment va être alimenté en électricité, pour la grande majorité d'entre eux, mais aussi pour certains en gaz ou en thermique (pour le cas des réseaux de chaleur), provenant de systèmes de production d'énergie. Ces sources vont alimenter deux types de consommation d'énergie finale du bâtiment, à savoir électrique ou thermique.

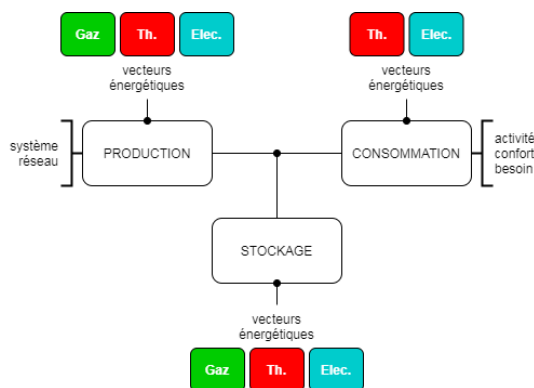


FIGURE 5.1 – Schéma des différents vecteurs énergétiques et de leur utilisation

La suite de cette partie est consacrée aux systèmes énergétiques installés à l'échelle du bâtiment

- Les systèmes de production.
- Les équipements consommateurs d'énergie.
- Les systèmes de stockage électrique et thermique.

Systèmes de production de l'énergie. Concernant les sources d'énergie électrique localisées sur le bâti, la production d'énergie photovoltaïque est la plus classique, tout comme de la cogénération (système produisant conjointement de la chaleur et l'électricité), mais il existe dans une moindre mesure des éoliennes verticales [68].

Pour ce qui est des systèmes de production de chaleur au sein d'un bâtiment, on recense les différents générateurs thermiques¹ conseillés aux usagers :

- Des systèmes de cogénération, que ce soit à l'échelle individuelle ou collective.

1. <https://www.guidibatimentdurable.brussels/fr/3b-choisir-le-systeme-de-production.html?IDC=8752>

- Des pompes à chaleur (électriques ou à gaz) avec comme source l'air, l'eau ou la géothermie.
- Différents systèmes de chaudières.
- Des chauffe-eau pouvant être au gaz (instantanée ou à condensation), solaire ou électrique.

Cette chaleur ainsi produite est transmise aux zones thermiques par l'intermédiaire d'émetteurs thermiques. Les radiateurs représentent l'émetteur thermique le plus couramment installé dans les installations à eau chaude. Cependant d'autres systèmes émergent comme des systèmes de plancher chauffant électrique rayonnant, ou par convection de chaleur.

Pour la production de froid, on peut citer les systèmes de climatisation ou des systèmes plus complexes à l'échelle du bâtiment comme les Centrales de Traitement de l'Air (CTA). Celles-ci permettant de générer des flux d'air chaud ou froid. La centrale va puiser l'air extérieur pour le traiter selon les besoins du bâtiment (chauffer, refroidir, humidifier ou déshumidifier, filtrer etc.) pour l'injecter via un réseau de gaines aérauliques dans le bâtiment.

Consommation de l'énergie. Elle est consommée pour alimenter des procédés industriels présent dans le bâti industriel, pour les bâtiments tertiaires comme les bureaux, la consommation sera principalement d'ordre bureautique (imprimantes, PC), et dans le résidentiel on envisagera des systèmes domestiques (frigorifère, four, plaques de cuisson, lave-linge etc.). Pour le cas de l'industrie, les procédés industriels sont généralement planifiés et donc prévisibles, ce qui n'est pas le cas pour d'autres types de bâtiments. Enfin, l'énergie est consommée dans le cadre de la régulation thermique du bâtiment et de l'assainissement de l'air (Chauffage, Ventilation, Climatisation).

Stockage de l'énergie. Pour le stockage de l'énergie électrique, on retrouve les batteries électriques se divisant entre les batteries stationnaires et les batteries nomades. Les batteries stationnaires constituent des ensembles de batteries reliées à un système de production d'énergie locale intermittent, principalement des systèmes photovoltaïques. Ces systèmes ont vu leur utilisation amplifiée avec l'instauration d'une réglementation valorisant l'autoconsommation des systèmes photovoltaïques. Les batteries nomades principalement avec les véhicules électriques qui demandent une gestion plus complexe, avec la prise en compte de bornes de recharge entre le domicile et le travail principalement. Ces types de batteries sont conçues essentiellement à des vues de transport, et constitue des stockages ponctuels dépendant du comportement des usagers.

Pour ce qui est du stockage d'énergie thermique, le bâtiment en est un en lui-même en considérant sa propre inertie permettant de stocker une partie de l'énergie reçue. Cependant, cet usage est limité par le confort thermique des occupants, qui peut être altéré dans les cas où trop d'énergie est stockée dans le bâtiment. Sinon, il existe de nombreux systèmes de stockage de l'énergie au niveau du bâtiment :

- Le principal système de stockage d'énergie thermique est le ballon d'eau chaude. Permettant de stocker l'eau chaude sanitaire à fournir aux occupants, il en existe de plusieurs sortes, entre les ballons électriques, très prisés en France où l'énergie nucléaire prédomine largement, ou les ballons solaires, couplé avec des collecteurs thermiques solaires.
- La géothermie, qui consiste à stocker de l'eau dans le sol, permettant la gestion du froid et de la chaleur ou encore la fourniture d'eau chaude sanitaire.
- La chaleur sensible où l'énergie thermique est stockée dans un matériau spécifique (principalement de l'eau), dont la température est augmentée.
- La chaleur latente où l'énergie thermique est stockée à l'aide de la chaleur latente d'un matériau, se traduisant par un changement d'état (solide à liquide en général). L'utilisation de matériau à changement de phase intégré dans certains bâtiments permet d'envisager ce type de stockage thermique.

On peut déjà remarquer qu'à l'échelle d'un bâtiment, on peut retrouver une multitude de spécificités, que ce soit en fonction de son utilisation, des choix effectués en matière de régulation thermique, de production ou non d'électricité, de son année de construction ainsi que de ses caractéristiques physiques.

5.2.1.2 La gestion énergétique au sein du bâtiment

L'objectif est donc de gérer l'énergie fournie au bâtiment afin de garantir certains objectifs, que sont le confort thermique, le bon fonctionnement des appareils électriques. Les différents réseaux énergétiques au sein d'un bâtiment peuvent être extrêmement complexes. Cela amène une certaine diversité dans les stratégies de contrôle de l'énergie au sein du bâtiment. Cependant, dans notre inventaire, nous allons encore séparer la gestion de l'énergie finale thermique et électrique.

Si l'on s'intéresse à la gestion thermique du bâtiment, les stratégies de contrôle doivent garantir le confort en premier lieu, tout en essayant de minimiser les consommations énergétiques (chauffage, ventilation, éclairage...). Cette gestion est assurée à l'aide de système de régulation. Cette régulation doit permettre de maintenir, à une valeur désirée, une grandeur physique (température, pression, humidité, etc.) soumise à des variations. A cette échelle, l'objectif principal de chaque régulateur est donc de garantir l'utilisation du bâtiment pour tous les occupants. Ces stratégies de contrôle, comme le représente la figure 5.2, peuvent être à l'échelle du bâtiment (globale) ou à l'échelle des systèmes énergétiques (locale).

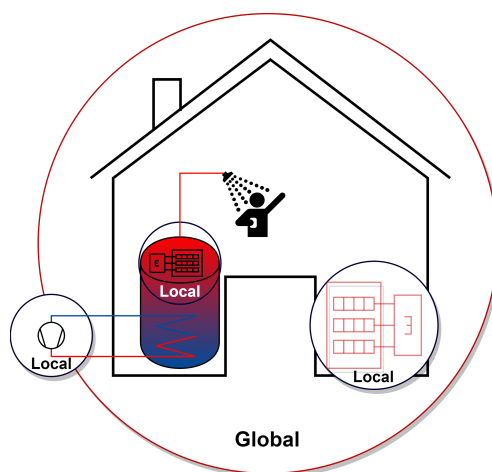


FIGURE 5.2 – Niveaux de gestion de l'énergie à l'échelle du bâtiment

Approche locale. Dans un cadre local, on considère que chaque équipement de régulation thermique peut garantir son propre contrôle, embarquant ses propres capteurs afin de pouvoir générer la commande locale. Chaque équipement possède donc sa propre stratégie de contrôle, sans prendre en compte celle des autres, et cela peut amener à des situations compliquées. Cela se fait en comparant la valeur mesurée à la consigne pour ensuite appliquer un réglage afin de réduire l'écart. Ce réglage est régi en fonction de règles préétablies qui sont réactives. Cela nécessite donc :

- Des capteurs (capteurs de température, d'humidité, détecteurs de présence, etc.).
- Un algorithme de régulation.
- Un système de réglage physique (actionneur : robinet thermostatique, vanne trois voies pour le chauffage ou la climatisation...).

Approche globale. Dans un cadre global, on parle généralement de Gestion Technique du Bâtiment (GTB). Les GTB sont aujourd'hui des solutions pour l'automatisation du fonctionne-

ment des installations de chauffage et climatisation. Il permet de contrôler et de commander, à partir d'un poste central, tous ou une partie des équipements connectés. Les installations sont toujours équipées de capteurs et d'actionneurs, avec des ordres de commande pouvant être programmés ou dérogés. Les systèmes de programmation permettent de gérer le bon fonctionnement des systèmes énergétiques, prenant en compte les plannings d'occupation du bâtiment, en tenant compte des périodes de nuit (afin de réduire la température de consigne par exemple). Elle permet de gérer l'occupation d'un bâtiment entier ou de zones thermiques.

Dans certains types de bâtiments, dont l'occupation est parcellaire (écoles, bureaux, centres commerciaux) une programmation bien effectuée peut permettre de réduire les consommations d'énergie, en réduisant la température de consigne lors de plages horaires où le bâtiment est inoccupé. On parle alors de régulation « juste à temps » permettant d'ajuster la mise en marche, ou l'arrêt de la régulation thermique afin de garantir le confort thermique des occupants. Par contre, il faut bien tenir compte qu'il s'agit toujours de contrôle réactif, dans le sens où seules les données passées sont prises en compte pour mettre en place cette régulation. On peut citer par exemple, le délestage qui permet d'arrêter certains équipements électriques en corrélation avec les capacités de production, afin de pouvoir limiter la consommation lorsque le coût au kWh est le plus cher.

Cette gestion de l'énergie est donc envisageable à l'aide de l'enregistrement régulier de données (par exemple courbes de températures) ce qui facilite les historiques, les bilans, les études comparatives, la mise en place d'optimisation. En cela, il s'agit d'un outil qui permet de placer les contrôleurs de type MPC en avant, car ils permettent de prendre en compte ces données afin de pouvoir fournir des stratégies de contrôle optimisées, via une identification du bâtiment et une prédiction sur les conditions limites.

5.2.2 Du bâtiment au quartier intégré dans un écosystème énergétique en pleine transition

5.2.2.1 Etat des lieux de la définition de typologie de quartier en zone urbaine

Ainsi, les connaissances sur le contexte d'un bâtiment, énergétique ou social, permettent de faciliter la description de profils de consommation et d'activité des usagers. La composition d'un quartier peut définir des archétypes de quartiers, à savoir résidentiels (à majorité des habitations), commerciaux (à majorité des commerces) et industriels (à majorité des industries). Les politiques en faveur de l'installation de systèmes de production d'énergie renouvelable en zone urbaine modifient le paysage énergétique des quartiers. De nouveaux acteurs émergent avec la création de communauté citoyenne énergétique, qui tendent à se démocratiser, et les entreprises sont de plus en plus enclines à faire valoir le développement de systèmes de production à haute performance énergétique et/ou renouvelable. Tout cela transfigure donc le contexte énergétique à l'échelle urbaine déjà impacté par des facteurs morphologiques ou sociaux.

L'impact de la morpho-énergétique à l'échelle du quartier. On s'intéresse alors à la notion de morpho-énergétique [69] : combinaison de l'étude des formes urbaines et la consommation énergétique. Ici, on définit l'étude des formes urbaines d'un point de vue morphologique, gestion de l'espace et leur impact socio-énergétique [70]. A l'échelle de la ville cela se traduit par « plusieurs formes micro-urbaines qui sont, elles, directement liées aux activités abritées et régies par les flux humains, énergétiques et de marchandises ». On y observe le plus d'évolution en termes de modes de vie, de démographie, de liens sociaux ou encore de réglementation, avec des enjeux forts en terme de réglementation, compte tenu de la diversité des parties prenantes à ce niveau. Ces « formes micro-urbaines », que l'on peut rapprocher de notre notion de quartier, possède des « caractéristiques morphologiques singulières » qui permettent donc de les regrouper et catégoriser. « À cette échelle, le rapport entre espace public et espace privé est déterminant, les aspirations des populations en matière de cadre de vie s'expriment à ce niveau de vision et

l'aspect énergétique (bâtiments et transports) constitue une problématique importante à prendre en compte ». On s'intéresse alors au bâtiment, sa physique et ses caractéristiques, au sein des besoins de la population, ayant directement un impact sur leur déplacement, leur comportement et de facto la consommation énergétique des quartiers. Cette échelle est alors destinée à de la production décentralisée, favorisée par des politiques énergétiques intégrées dans la transition énergétique. Ces deux échelles interagissent dans le cadre de l'aménagement durable des villes et des territoires.

Dans « De l'importance de la morphologie dans l'efficacité énergétique des villes » [71], il ressort de ces analyses que la densité est une donnée très influente, dans toute ses formes et préconise une approche systémique afin de pouvoir réduire drastiquement la consommation énergétique dans les zones urbaines. D'autres études alimentent cette conclusion sur l'impact de la densité de population en zone urbaine, en l'élargissant à des facteurs aussi divers que la production solaire, l'énergie nécessaire au transport des habitants et la consommation des logements [72]. On observait un optimum de densité pour lequel l'efficacité énergétique est maximisée en considérant ces trois facteurs (figure 5.3).

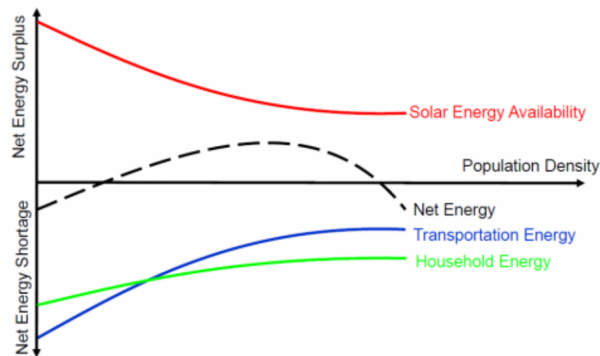


FIGURE 5.3 – Tendances d'évolution de trois postes énergétiques en fonction de la densité de population

De plus, si l'on se réfère à deux études consécutives, en 2000 [73], puis en 2005 [74], les formes urbaines impactent également la consommation du quartier, peu importe la densité, et on peut retrouver des formes urbaines optimisées qui divisent leur consommation d'énergie par deux. L'importance de ces « paramètres morphologiques » peut alors devancer des procédés d'optimisation énergétique classique, comme mieux isoler des bâtiments, ou encore optimiser des stratégies de contrôle, car l'on peut prendre en compte les formes urbaines pour y intégrer des systèmes plus adaptés. Ces optimisations énergétiques ne peuvent pas compenser des formes urbaines à faible performance énergétique.

L'impact des disparités sociologiques sur les profils de consommation d'un quartier.

Or la forme urbaine n'est pas la seule à avoir une influence sur la consommation énergétique à l'échelle des quartiers, on peut également s'intéresser aux disparités sociologiques. Une étude de l'Ademe propose une analyse sociologique de la consommation dans les secteurs tertiaires et résidentiels [75]. En France, on retrouve des profils de consommateurs très différents, d'un point de vue sociodémographique, du type de logement, des systèmes énergétiques présents, induisant des possibilités d'action correspondant en matière de consommation énergétique. La consommation des foyers dépend grandement de leur niveau de revenu. En effet, elle croît en fonction du niveau de vie, même si pour les ménages les plus pauvres la part du coût de l'énergie représente une part 2.5 fois plus élevée que chez les foyers les plus aisés. De plus on observe des différences de comportement

- Chez les plus aisés, la tendance est de conserver son confort thermique, privilégiant l'investissement dans des équipements à hautes performances énergétiques.
- Chez les plus pauvres, on privilégie une bonne gestion domestique se traduisant par des solutions plus restrictives au détriment du confort.

De plus, des comportements spécifiques peuvent être reliés au niveau de revenu des personnes, les ménages les plus pauvres étant plus casaniers, et profitant plus de loisirs à la maison, contrairement aux ménages les plus riches qui privilégie aux loisirs à l'extérieur de chez eux. Ainsi, non seulement il y a une influence sur la consommation totale, mais également sur leurs profils. De plus, on peut également supposer que cela a une influence sur les flux énergétiques au niveau du quartier, qui sont souvent homogènes sociologiquement. En effet, malgré des politiques en faveur de la mixité sociale, on observe cette homogénéité selon certaines études comme celle de C. Avenel dans « La mixité dans la ville et dans les grands ensembles » [76]. De plus, selon l'observatoire des inégalités, dans un rapport [77] du 8 Novembre 2013, on observe un regroupement spatial des populations qui se traduit dans certaines métropoles par le regroupement de cadres dans le centre-ville, au contraire des ouvriers relégués en périphérie. Ainsi, en résumant, on peut observer des comportements spécifiques en fonction du niveau de revenu médian d'un quartier donné, amenant donc des consommations énergétiques plus fortes au niveau des logements dans les quartiers les plus pauvres, au contraire d'une consommation plus répartie entre la restauration, les loisirs et les logements dans les quartiers plus aisés.

Les comportements liés à la consommation énergétique sont également dépendant de l'âge et ce sur deux aspects. Le premier dépend de la génération à laquelle appartiennent les consommateurs. Une personne ayant grandi durant les trente glorieuses a connu l'abondance et cela se traduit dans leur consommation, une autre pendant les années 70/80 les chocs pétroliers successifs, qui pour les plus défavorisés amène à une modération de leur consommation, ou encore une ayant grandi dans les années 90/2000 est plus sensibilisée à la question du changement climatique et sera plus critique envers la société de consommation et adoptera des comportements en conséquence. A cela se rajoute le stade de vie. Enfant, la personne adopte des comportements correspondant au cadre familial, qui sera remis en cause lors de l'adolescence. Une fois adulte, un équilibre se crée entre ces deux phases qui peut être perturbé dans le cas de l'arrivée d'enfant dans le foyer, induisant une hausse significative de la consommation. Une fois à la retraite, les personnes seront plus présentes à leur domicile et leur corps sera plus sensible aux changements de température, ce qui se traduit par une hausse de consommation relative à la régulation de la température. Ainsi la génération et le stade de vie vont grandement influencer les comportements des personnes, et une bonne connaissance de cette donnée dans un quartier peut grandement alimenter la connaissance dans les quartiers.

Ainsi, d'un point de vue socio-énergétique, on peut observer de grandes disparités de profils de consommation, que ce soit concernant les systèmes énergétiques présents, de l'écosystème socio-économique. Cette partie nous met alors en garde concernant les connaissances à avoir concernant les quartiers étudiés, plus l'on en sait sur la composition socio-économique du quartier, plus on sera en mesure de l'anticiper, de l'identifier correctement. La suite sera consacrée aux systèmes énergétiques que l'on peut observer à l'échelle quartier afin d'alimenter en énergie l'ensemble des bâtiments.

Les systèmes énergétiques spécifiques à l'échelle quartier. On peut tout d'abord remarquer que l'on peut faire des parallèles entre les systèmes énergétiques et réseaux au sein d'un bâtiment et d'un quartier. En effet pour certains types de bâtiment dont l'utilisation est complexe, on peut retrouver des logiques similaires à celles d'un quartier. Selon l'organisme Cerema², la prochaine génération de réglementation des bâtiments devrait intégrer les bâtiments comme partie constituante des quartiers. Cela devrait permettre de transférer les bénéfices des

2. <http://reseaux-chaaleur.cerema.fr/reseaux-de-chaaleur-et-batiments-a-energie-positive-perspectives>

réseaux urbains à l'échelle de micro-réseaux :

- Foisonnement des productions et besoins d'énergie.
- Economie d'échelle.
- Meilleure maîtrise des perturbations.

L'intégration de systèmes de stockage permettent d'envisager les quartiers de demain, des quartiers à énergie positive, dans la lignée des bâtiments à énergie positive, où l'énergie produite devient plus importante que celle consommée.

En se concentrant par exemple sur les éco-quartiers, des études font le recensement des dispositifs de production d'énergie que l'on peut y retrouver [78]. Cette étude retient 15 éco-quartiers afin de faire l'inventaire des solutions de production d'énergie. Pour les systèmes de production (chaleur et électricité), différents niveaux de distribution de l'énergie sont considérés allant de la distribution centralisée (à l'échelle du quartier) à décentralisée (à l'échelle du bâtiment). Les systèmes de production de chaleur recensés sont :

- **Centralisée** chaufferies et incinérateurs à déchets distribués via un réseau de chaleur urbain .
- **Semi-centralisée** chaufferie locale.
- **Décentralisée** chaudière ou cogénération par îlot de bâtiment, récupération de la chaleur grise des eaux usées.
- **Distribué** chauffage individuel ou collectif à l'échelle du bâtiment (systèmes à l'échelle du bâtiment).

La production d'électricité est plus simple à considérer. Elle est soit centralisée avec un raccordement au réseau soit décentralisée avec des systèmes de production locaux comme des centrales PV individuelles ou collectives et de cogénérations, voire des micro-éoliennes, en cours de développement.

Dans le cadre des réseaux de chaleur urbain, on peut aussi citer les rares réseaux de chaleur à géothermie que l'on peut retrouver sur certains quartiers, principalement d'origine parisienne. La géothermie consiste à puiser la chaleur contenue dans le sol, afin de l'utiliser pour chauffer des bâtiments ou pour produire de l'électricité. Il existe différents types de géothermie :

- **Haute température (également dit haute enthalpie)** (au-delà de 150°C) disponible dans des sols géologiquement actifs, le seul site en France se situe en Guadeloupe. L'énergie disponible est suffisante pour envisager de produire de l'électricité. Un site de géothermie profonde existe en Alsace (Souls-sous-Forêts).
- **Basse et moyenne température (enthalpie)** (entre 30 et 90°C pour la basse et 90 et 150°C pour la moyenne) la chaleur est puisée dans des profondeurs de l'ordre de la géométrie profonde (entre quelques centaines de mètres à plus de 2000m de profondeur). L'énergie produite par ce type de géothermie convient parfaitement aux réseaux de chaleur et est disponible dans trois régions en France (la plus grande ressource étant le Dogger, plus important aquifère en France).
- **Très basse température** (moins de 30°C) exploitable à partir d'une dizaine de mètres de profondeur, l'énergie produite peut fournir de l'eau chaude pour des logements (chauffage ou production d'ECS), transformée à l'aide de pompe à chaleur. Elle présente l'avantage d'être disponible n'importe où en France.

Avec le développement des nouveaux réseaux électriques intégrant des énergies renouvelables, de nouveaux systèmes de stockage électrique ou thermique ont pu être testés à l'échelle urbaine, dans lesquels la production et la distribution d'électricité sont optimisées. En effet, la gestion des intermittences liées notamment à l'intégration de production solaire devient primordiale à l'échelle du quartier. Les systèmes de stockage de l'énergie se révèlent permettre de limiter les perturbations liées aux énergies renouvelables [79]. Le stockage de l'énergie électrique est

assuré par l'intermédiaire de batteries, qui peuvent être stationnaires ou embarquées. Le stockage stationnaire est intégré dans les réseaux électriques, souvent couplés à des systèmes de production d'énergie renouvelable avec de grandes capacités de stockage, de l'ordre du MWh. Les systèmes embarqués correspondent eux à des capacités de faible échelle, et correspondent à des utilisations associées au transport des personnes et des biens, notamment via des véhicules électriques ou hybrides rechargeables. La particularité de ces systèmes à l'échelle quartier réside dans leur changement de lieu récurrent, demandant non seulement une connaissance de la capacité de ce stockage mais aussi une connaissance des habitudes des usagers. En dehors des packs de batteries, le recensement fait par l'ADEME met l'accent également sur les systèmes de stockage physique :

- **Le stockage hydraulique sous la forme de pompage-turbinage** l'eau est captée d'une source d'eau pour être injecté dans un lac de retenue situé plus en hauteur. Cette eau stockée peut être convertie en électricité si besoin dans la même logique que des systèmes de production hydraulique classique. Il s'agit d'une technologie mature et déjà implanté en France, cependant son utilisation à l'échelle urbaine semble limité, et constitue un système de stockage situé en périphérie des villes, à destination du réseau de transport de l'énergie.
- **Le stockage à air comprimé, CAES (Compressed Air Energy Storage)** pour lequel l'énergie est stockée sous forme d'air comprimé dans des cavités salines.
- **Le stockage par volant d'inertie** pour lequel l'électricité est convertie en énergie cinétique à grande vitesse sur un disque lourd.
- **Le stockage utilisant l'hydrogène** qui peut être converti en électricité ou en chaleur [80] dans une échelle de cogénération allant de l'ordre de quelques centaines de kW à plusieurs MW. Ces systèmes s'intègrent bien dans les bâtiments et quartiers à énergie positive et permettent de favoriser l'optimisation de la gestion de l'énergie. Il s'agit également d'une source d'énergie à destination du transport des biens et des personnes une fois mélangée à hauteur de 20% avec du gaz naturel.
- **Les piles à combustible** qui produisent de l'électricité et de la chaleur via l'oxydation d'un combustible (hydrogène, gaz naturel, méthanol, éthanol. . .) et la réduction d'oxygène permettant des applications embarquées pour le transport ou la fourniture en énergie de procédés industriels.

Pour ce qui est du stockage de la chaleur, les procédés sont moins répandus. On en recense 4 différents types [79] :

- Chaleur sensible** ces systèmes permettent de stocker la chaleur produite par des capteurs solaires, ou des rejets de chaleur de procédés industriels qui peuvent être stockés dans le sol via des sondes géothermiques.
- Thermochimique** l'énergie thermique est stockée à l'aide de réaction chimique, ou adsorption-désorption, réversible, qui peut assurer un stockage inter-saisonnier vu les pertes d'énergie plus faible ainsi qu'une densité de stockage plus importante.
- Oxydation** l'énergie est stockée à l'aide de réaction chimique non réversible qui consiste à oxyder un matériau, pour y stocker de la chaleur.

Les méthodes de contrôle associées. A l'échelle du quartier, la gestion et la distribution de l'énergie est assurée par des organismes assermentés, comme ENEDIS pour la distribution de l'électricité, ou GEG à Grenoble pour le réseau de chaleur. Ils font appel à des moyens de contrôle et de commande basés sur les technologies de l'information et de la communication. Originellement fondé sur une logique centralisée de la gestion, les différentes évolutions des réseaux énergétiques, les interactions entre les sources d'énergie et l'apparition de nouveaux acteurs ont bouleversé cette vision. Des systèmes de contrôle décentralisés ou distribués ont vu

le jour, aidé par la démocratisation de l'utilisation du MPC dans la gestion de l'énergie à l'échelle quartier, dont les distributions de contrôle flexibles permettent l'étude de leur utilisation à cette échelle. L'étude de cas qui va suivre montre alors ce type d'utilisation à l'échelle d'un quartier d'une dizaine de bâtiments.

5.3 Introduction à l'autoconsommation collective

5.3.1 Quelques éléments de compréhension de la réglementation en France

Pour rappel les politiques énergétiques menées en France depuis le début des années 2000 ont transformé le paysage énergétique. Ce dernier intègre alors une part de plus en plus importante des énergies renouvelables dans le mix énergétique, avec les productions à base d'énergie solaire qui se développent dans le tissu urbain, à l'échelle du quartier. L'énergie photovoltaïque est une énergie tenant un rôle important dans la transition énergétique comme source d'énergie renouvelable.

Si l'on se réfère aux données fournies par la figure 5.4 sur la production photovoltaïque en France, plus de 50% de la puissance installée l'est sur les bâtiments³ [81].

Composition du parc photovoltaïque français selon la taille des centrales par rapport à la puissance totale installée

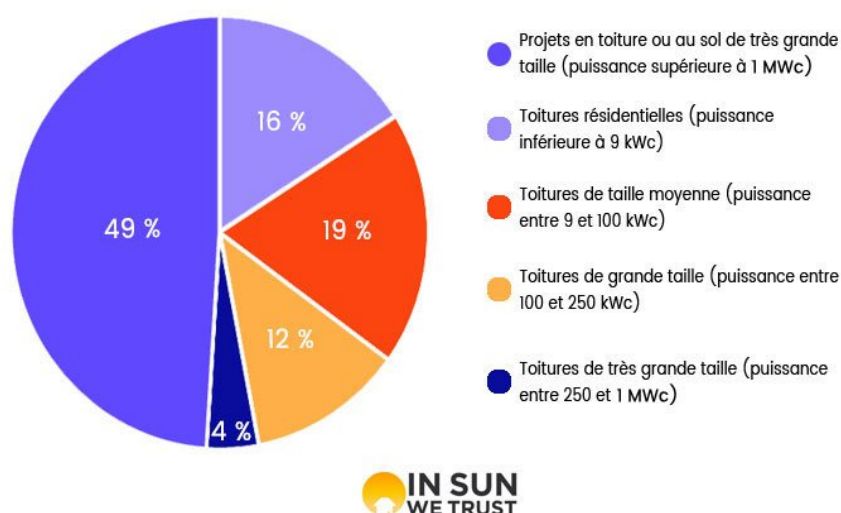


FIGURE 5.4 – Répartition des puissances installées entre les différentes typologies d'installation

La volonté est d'en implanter davantage dans le bâti existant, et de développer son intégration dans le bâti en construction. L'intégration de ce type de centrale dans le réseau à ses débuts s'est fait en injection directe, prenant en compte une indemnisation de la part d'énergie produite réglementée. Cela a évolué récemment avec une réglementation visant à renforcer la consommation locale de l'énergie produite, favorisant ainsi ce que l'on appelle l'autoconsommation (décret du 27 Avril 2017, sur l'autoconsommation). Cette évolution de la réglementation a été motivée par les problématiques d'intermittence et de variabilité relatives à des sources d'énergies intermittentes tel que le solaire. Ainsi l'autoconsommation est apparue comme une solution permettant de réduire l'impact de l'intégration grandissante de ce type d'énergie. De plus ces objectifs incitent les parties prenantes à corréler alors consommation et production, via par exemple des actions de déplacements de charge de consommation lors de pics de production.

Le dernier point à intégrer avant de parler des indicateurs reliés à l'autoconsommation est l'autoconsommation collective. D'après l'article L315-2 du code de l'énergie, l'opération d'autoconsommation est dite collective lorsque *"la fourniture d'électricité est effectuée entre un ou plusieurs producteurs et un ou plusieurs consommateurs finaux liés entre eux au sein d'une personne morale et dont les points de soutirage et d'injection sont situés dans le même bâtiment, y compris des immeubles résidentiels. Une opération d'autoconsommation collective peut être qua-*

3. https://www.insunwetrust.solar/blog/le-solaire-et-vous/sondage-photovoltaïque/#_potentiel

lifiée d'étendue lorsque la fourniture d'électricité est effectuée entre un ou plusieurs producteurs et un ou plusieurs consommateurs finaux liés entre eux au sein d'une personne morale dont les points de soutirage et d'injection sont situés sur le réseau basse tension et respectent les critères, notamment de proximité géographique, fixés par arrêté du ministre chargé de l'énergie, après avis de la Commission de régulation de l'énergie."

Dans ce cas, l'énergie est produite pour plusieurs consommateurs ayant pour objectif commun de favoriser la consommation locale de l'énergie. L'étude de cas présentée dans la suite de ce chapitre se base sur un schéma d'autoconsommation collective. La suite de cette partie est consacrée aux indicateurs de performance relative à l'autoconsommation qui permettront d'envisager pour la suite des objectifs d'optimisation.

5.3.2 Indicateurs de performances de l'autoconsommation

On introduit certains indicateurs de l'autoconsommation [1] qui sont classiquement utilisés dans la littérature afin d'évaluer les performances d'une centrale photovoltaïque en autoconsommation. Prenons alors la figure 5.5 qui propose un exemple de profil de production photovoltaïque (B) corrélé à un profil de consommation locale (A).

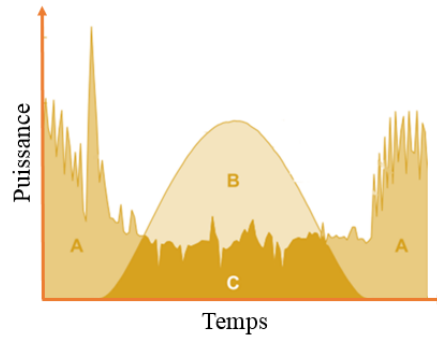


FIGURE 5.5 – Exemple de profils de consommation et de production en contexte d'autoconsommation (Source [1])

Les aires A et B représentent respectivement la consommation résultante et la production résultante d'énergie. La partie C correspond à la part de production consommée localement. Ainsi la production totale d'énergie est la somme des aires B et C et la consommation totale est la somme des aires A et C. On définit alors le taux d'autoconsommation comme le ratio de la production consommée localement sur la totalité de la production.

$$\eta_{\text{autoconsommation}} = \frac{C}{B + C} \quad (5.1)$$

On définit alors le taux d'autosuffisance, ou autoproduction, comme le ratio de la production consommée localement sur la totalité de la consommation.

$$\eta_{\text{autosuffisance}} = \frac{C}{A + C} \quad (5.2)$$

Ces indicateurs vont alors être utilisés dans la suite lors de l'évaluation des différents tests effectués sur le cas d'étude.

5.4 Développement de modèle de MPC sur un cas d'étude intégrant de l'autoconsommation collective

5.4.1 Définition du cas d'étude

5.4.1.1 Présentation des systèmes présents

Le cas d'étude représente ici un quartier d'une dizaine de bâtiments. Pour quatre d'entre eux, il s'agit de bureaux, tandis que les autres sont des bâtiments résidentiels collectifs. En ce qui concerne les bureaux, l'eau chaude sanitaire est assurée par un ballon d'eau chaude avec un appoint électrique tandis que celle des bâtiments résidentiels collectifs est fournie par un système de ballon solaire thermique avec appoint électrique, similaire à celui présenté en détail dans le chapitre 2. La régulation thermique de chaque bâtiment est assurée par des convecteurs électriques. Une centrale photovoltaïque produit une partie de l'électricité en autoconsommation collective entre les bâtiments le reste étant assuré par le réseau de distribution de l'électricité. La puissance crête de la centrale a été dimensionnée sur la puissance maximale d'appel de la consommation, mesurée sur le temps de simulation. Le tableau 5.1 résume la composition de ce cas d'étude.

4 bureaux – 6 bâtiments résidentiels collectifs	
Résidentiel collectif	<i>ECS : Ballon solaire thermique avec appoint électrique</i> <i>Thermique : Convecteur électrique</i>
Bureau	<i>ECS : Ballon électrique</i> <i>Thermique : Convecteur électrique</i>
Quartier	<i>Centrale Photovoltaïque (Puissance crête de 100kWc) en autoconsommation collective</i> <i>Réseau de distribution électrique</i>

TABLEAU 5.1 – Tableau récapitulatif du cas d'étude du chapitre 5

Comme le montre la figure 5.6, chaque bureau est un parallélépipède de 12 m de haut, 18 m de large et 10 de profondeur.

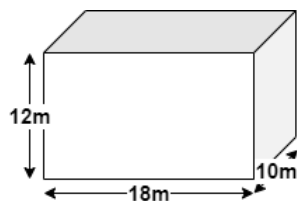


FIGURE 5.6 – Calibre des bâtiments de type bureau

La figure 5.7 montre les dimensions pour chaque bâtiments résidentiels, soit 18 m de haut, pour 20 de large et 8 de profondeur.

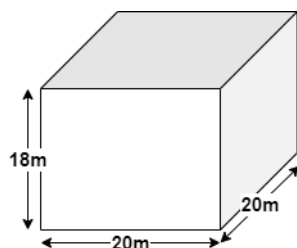


FIGURE 5.7 – Calibre des bâtiments de type résidentiel collectif

Chaque bâtiment résidentiel peut contenir jusqu'à 6 logements, dont les compositions sont disponible dans l'annexe A.5. Le nombre d'occupants et leur occupation sont générés aléatoirement une fois pour chaque simulation à venir. Il en est de même pour les équipements présents dans chaque logement, pour lesquels la liste est disponibles dans l'annexe A.6.

Pour la simulation, on considère alors une période hivernale sur une semaine dans un premier temps afin de valider les différents paramètres de configuration du MPC. Après cette phase de validation, les différentes variantes de modèles de zone thermique présentés dans le chapitre 4 sont évalués sur un mois. Une simulation de ce quartier est obtenue à l'aide de la plateforme de simulation DIMOSIM qui communique avec le MPC, créé génériquement lors de la connexion. Dans la partie suivante nous allons alors expliciter les modèles permettant la création du modèle interne de MPC, ainsi que les différentes phases de configuration, d'initialisation et de fonctionnement présentées dans la partie 3.4.3.5 dédiée à ces phases génériques dans le chapitre 3.

5.4.1.2 Présentation de la décomposition élémentaire et fonctionnel du MPC généré pour le cas d'étude

Décomposition élémentaire du quartier. Pour ce cas d'étude, le quartier peut être découpé en fonction de certains éléments qui vont alors posséder leur ensemble de sous-systèmes représentatifs. Cette décomposition est alors traduite dans l'environnement de l'outil MPC en utilisant des sous-modèles d'optimisation représentatifs ainsi que des éléments d'unité énergétique fournis par le modèleur OMEGAAlpes. Le tableau 5.2 donne alors une vue globale de cette décomposition pour le cas d'étude

Eléments du quartier	Décomposition en sous-systèmes	Décomposition en sous-modèles
10 bâtiments	10 Zones Thermiques 10 Ballons d'eau chaude 10 unités de consommation électrique	10 modèles d'optimisation ThermalZone 10 modèles d'optimisation Zone Storage 10 FixedConsumptioUnit
1 centrale de production solaire en autoconsommation	1 unité de production photovoltaïque	1 modèle d'optimisation Electric Generation
1 réseau électrique	1 réseau électrique	1 modèle d'optimisation ElectricGrid

TABLEAU 5.2 – Tableau représentatif de la décomposition du cas d'études afin d'expliciter sa modélisation à l'aide de l'architecture mpcserver

Ainsi cette division en sous-systèmes permet de prendre en compte en grosse maille les modèles d'optimisation qui vont être utilisés et assemblés lors de l'élaboration du MPC, que sont :

- Modèle d'optimisation ThermalZone.
- Modèle d'optimisation ZoneStorage.
- Modèle d'optimisation Electricgeneration.
- Modèle d'optimisation Grid.

Les parties suivantes vont être consacrées à leur modélisation, ainsi que leur implémentation au sein de l'architecture.

Implémentation du modèle d'optimisation ThermalZone. Le tableau 5.3 décrit l'implémentation du modèle d'optimisation de zone thermique dans la gestion de l'architecture mise en place⁴.

Equation d'état	Equation d'état du modèle → 4.2.5.4 Fonction Objectif du modèle → 5.5.1.2
Variables et Contraintes par pas de temps	27 Variables non binaires, 5 variables binaires, 21 contraintes
Schéma OMEGAlpes	Assurer le confort thermique Consommation domestique Consommation régulation Appoint thermique Zone Thermique Conversion intègre le modèle thermique de zone
Implémentation	Partie Electrique FixedConsumptionUnit ElectricToThermalConversionUnit prédictions mpcserver child parent Heating Load VariableConsumptionUnit estimations mpcserver Omegalpes ThermalZone Modeller RC_Network prédictions Implémentation du modèle de Zone Thermique $\dot{X} = AX + BU$
Fichier de configuration	Se référer à la partie ThermalZone du fichier json de configuration disponible en annexe A.8.1

TABLEAU 5.3 – Récapitulatif pour le modèle de zone thermique : du modèle d'optimisation à son implémentation dans l'architecture du MPC

4. La comptabilisation du nombre de contraintes et variables tiennent compte des contraintes et variables définies dans la formulation du problème d'optimisation, auxquelles s'ajoutent des contraintes et variables associées aux instances d'EnergyUnit

Le modèle reprend les éléments présentés dans le chapitre 4, page 76. L'équation d'état est la même, ainsi que les contraintes physiques associées, seule est modifiée la fonction objectif qui sera présentée dans la partie 5.5.1.2.

Son implémentation est ainsi permise par le modeleur OMEGAlpes, dont les éléments graphiques sont disponibles en Annexe A.3. Le modèle est clairement séparé entre les vecteurs électriques et thermiques.

L'implémentation de la partie thermique est assurée à l'aide d'un ensemble de classes qui permettent alors l'implémentation de l'équation d'état ainsi que la prise en compte des données de prédiction et de calibration obtenues en amont lors de l'orchestration du MPC. Pour la partie électrique, la conversion de la puissance thermique à fournir est assurée par une classe spécifique d'OMEGAlpes (`ThermaltoElectricalConversionUnit`) permettant ainsi d'associer les consommations et productions de deux unités, l'une thermique, l'autre électrique. Enfin, le reste de la consommation électrique de la zone thermique est prédite en amont et assigné à une unité énergétique de production fixe.

Enfin le fichier de configuration, disponible dans la partie référence A.8.1 de l'annexe A.8, sert de support pour comptabiliser d'un côté les données de mesure qui vont être envoyées par chaque zone thermique ainsi que leur nombre et leur nom respectif. Cela est utile dans la phase de configuration, explicitée dans la partie 5.4.2.2, par la classe Mapping, dont les fonctionnalités sont décrites plus en détail dans la partie 3.4.3.5, du chapitre 3. Voici la liste des données de mesures correspondante à une zone thermique, que l'on retrouve dans le fichier de configuration :

- **air_temperature** température de l'air ambiant calculée dans la zone thermique.
- **mean_radiant_temperature** température moyenne radiative calculée dans la simulation, elle est utilisée afin de reconstituer une évaluation de la température opérative à assigner pour la stratégie de contrôle optimale.
- **internal_gain** gains internes modélisés au sein de la zone thermique, résultant du comportement de ses occupants .
- **horizontal_solar_gain** gain solaire horizontal, soit le flux d'énergie solaire entrant dans le bilan thermique de la zone thermique.
- **electric_load** la consommation domestique due aux équipements électriques présents dans la zone.
- **height** hauteur de la zone thermique, qui est utilisée avec son empreinte au sol lors de l'évaluation des résistances et capacités thermiques du modèle, que l'on peut retrouver dans la partie 4.3.2 du chapitre 4.
- **exterior_footprint** empreinte au sol de la zone thermique, qui est utilisée avec sa hauteur pour lors de l'évaluation des résistances et capacités thermiques du modèle, que l'on peut retrouver dans la partie 4.3.2 du chapitre 4.

Implémentation du modèle d'optimisation ZoneStorage. Le tableau 5.4 décrit l'implémentation du modèle d'optimisation de ballon d'eau chaude.

Equation d'état	Equation d'état du modèle → 2.2.2.5.2 Fonction Objectif du modèle → 5.5.1.2
Variables et Contraintes par pas de temps	14 Variables non binaires, 6 variables binaires, 31 contraintes
Schéma OMEGAlpes	
Implémentation	
Fichier de configuration	Se référer à la partie ZoneStorage du fichier json de configuration disponible en annexe A.8.3

TABLEAU 5.4 – Récapitulatif pour le modèle de ballon d'eau chaude : du modèle d'optimisation à son implémentation dans l'architecture du MPC

Le modèle reprend les éléments présentés dans le chapitre 2, page 31. L'équation d'état est la même, ainsi que les contraintes physiques associées, seule est modifiée la fonction objectif qui sera présentée dans la partie 5.5.1.2. Son implémentation est ainsi permise par le modèleur OMEGAlpes, dont les éléments graphiques sont disponibles en Annexe A.3. Le modèle reprend la séparation entre les vecteurs énergétiques thermique et électrique du modèle de zone thermique.

L'implémentation de la partie thermique est assurée en utilisant les unités énergétiques fournies par le modèleur OMEGAlpes. Ainsi, le ballon d'eau chaude est modélisé à l'aide de la classe `StorageUnit`, classe permettant la prise en compte de système de stockage de l'énergie, ici thermique. Les pertes sont modélisées comme étant une unité de consommation d'énergie variable, en utilisant sa relation avec la température à l'intérieur du stockage et les propriétés d'isolation du ballon, tandis que les prises d'eau chaude du consommateur sont modélisées à l'aide d'une unité de consommation fixe, dont le profil est fourni à l'aide des prédictions faites en amont de l'orchestration du MPC. Dans le cas d'un ballon solaire, l'énergie fournie par les collecteurs est modélisée à l'aide d'une unité de production fixe, dont le profil est prédit en amont. Enfin, l'appoint thermique est modélisée par une unité de production variable, qui est reliée à une unité de consommation électrique variable par le biais d'une unité de conversion de l'énergie.

Enfin le fichier de configuration, disponible dans la partie référence A.8.1 de l'annexe A.8, sert de support pour comptabiliser d'un côté les données de mesure qui vont être envoyées par chaque ballon solaire ainsi que leur nombre et leur nom respectifs. Cela est utile dans la phase de configuration, explicitée dans la partie 5.4.2.2, par la classe `Mapping`, dont les fonctionnalités sont décrites plus en détail dans la partie 3.4.3.5, du chapitre 3. Voici les données de mesures correspondant à un ballon d'eau chaude, que l'on retrouve dans le fichier de configuration :

- **storage_temperature** température moyenne de l'eau stockée dans le ballon.
- **thermal_output** flux résultant des prises d'eau chaude effectuées par le consommateur.
- **thermal_input** flux résultant de la régulation de l'appoint thermique .
- **solar_input (= op_mode)** flux provenant de l'énergie fournie par les collecteurs solaires, dans le cas d'un ballon solaire.
- **nominal_heating_power** puissance nominale de l'appoint thermique.
- **volume** volume du ballon solaire.
- **heating_max_temperature** température maximale de fonctionnement.

Implémentation du modèle d'optimisation ElectricGeneration. Le tableau 5.5 offre une vue globale de l'implémentation du modèle d'optimisation de centrale photovoltaïque dans la gestion de l'architecture mise en place.

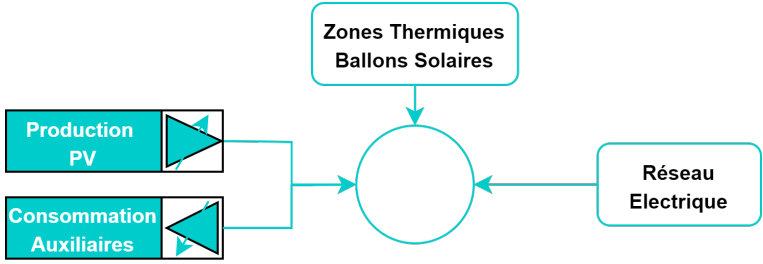
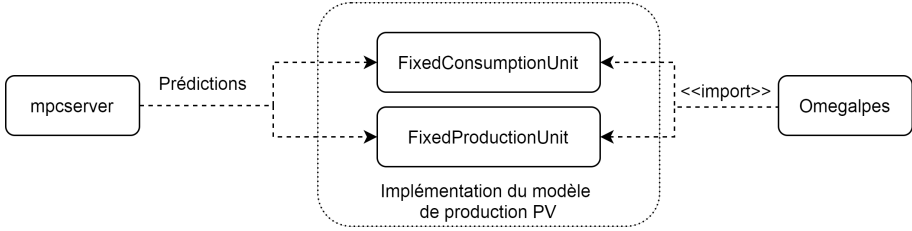
Variables d'état	$p_{pv}^t[t] = p_{pv-predicted}^t[t] \quad (5.3)$ $p_{aux_{pv}}^t[t] = p_{aux_{pv-predicted}}^t[t] \quad (5.4)$
Variables et Contraintes par pas de temps	4 Variables non binaires, 2 variables binaires, 2 contraintes
Schéma OMEGAlpes	
Implémentation	
Fichier de configuration	Se référer à la partie ElectricGeneration du fichier json de configuration disponible en annexe A.8.3

TABLEAU 5.5 – Récapitulatif pour le modèle de centrale photovoltaïque : du modèle d'optimisation à son implémentation dans l'architecture du MPC

Le modèle de centrale photovoltaïque est bien plus simple et prend en compte la production photovoltaïque, ainsi que la consommation des auxiliaires. Cela est mis en place en utilisant une unité de production fixée (qui va représenter la production de la centrale et dont le profil est fournie par le sous-prédicteur associé $p_{pv-predicted}$) et une unité de consommation fixée (qui va représenter la consommation des auxiliaires et dont le profil est fournie par le sous-prédicteur associé $p_{pv-predicted}$) en utilisant les méthodes d'implémentation d'unité énergétique fournie par OMEGAlpes. Les données de prédiction sont obtenues soit en utilisant les mesures fournies par la simulation pour le cas du prédicteur naïf soit en utilisant les données de simulation pour le cas du prédicteur parfait. Pour sa configuration, se référer à l'annexe A.8.2 pour plus de détail. Les données de mesures envoyées se réfèrent alors aux profils de production et de consommation de la centrale de production photovoltaïque.

Implémentation du modèle d'optimisation ElectricGrid. Le tableau 5.6 offre une vue globale de l'implémentation du modèle d'optimisation du réseau électrique dans la gestion de l'architecture mise en place.

Bilan énergétique sur le réseau	$p_{pv}^t[t] = p_{pv-predicted}^t[t] \quad (5.5)$ $p_{import}^t[t] - p_{export}^t[t] = p_{pv}^t[t] - p_{aux_{pv}}^t[t] + \sum_0^9 p_{i,TZelec}^t[t] + p_{i,WTelec}^t[t] \quad (5.6)$
Variables et Contraintes par pas de temps	4 Variables non binaires, 0 variables binaires, 4 contraintes
Schéma OMEGAlpes	
Implémentation	
Fichier de configuration	Se référer à la partie ZoneStorage du fichier json de configuration disponible en annexe A.8.3

TABLEAU 5.6 – Récapitulatif pour le modèle de réseau électrique : du modèle d'optimisation à son implémentation dans l'architecture du MPC

La représentation du réseau électrique prend en compte les bilans électriques sur le réseau en tenant compte de toutes les consommations provenant des bâtiments et des auxiliaires de la centrale photovoltaïque et de la production de cette dernière. Les importations et exportations du réseau vont donc servir à équilibrer le bilan, en fonction de la consommation ou production demandée par l'ensemble de bâtiment couplé à la centrale photovoltaïque. Les importations du réseau sont représentées par une unité de production variable et les exportations par une unité de consommation variable en utilisant les méthodes d'implémentation fournies par OMEGAlpes. On leur assigne une puissance très élevée afin de représenter le comportement du réseau comme producteur et consommateur pseudo-infini à l'échelle du quartier. Ce modèle est implémenté en cas de présence de sous-systèmes électriques dans la décomposition du système, ce qui explique qu'il ne soit pas présent dans le fichier de configuration du MPC.

5.4.1.3 Modélisation du problème d'optimisation représentatif du quartier étudié dans ce chapitre

En tenant compte de toutes ces implémentations, la figure 5.8 représente la modélisation du quartier dans le formalisme d'OMEGAAlpes, disponible dans l'annexe A.3.

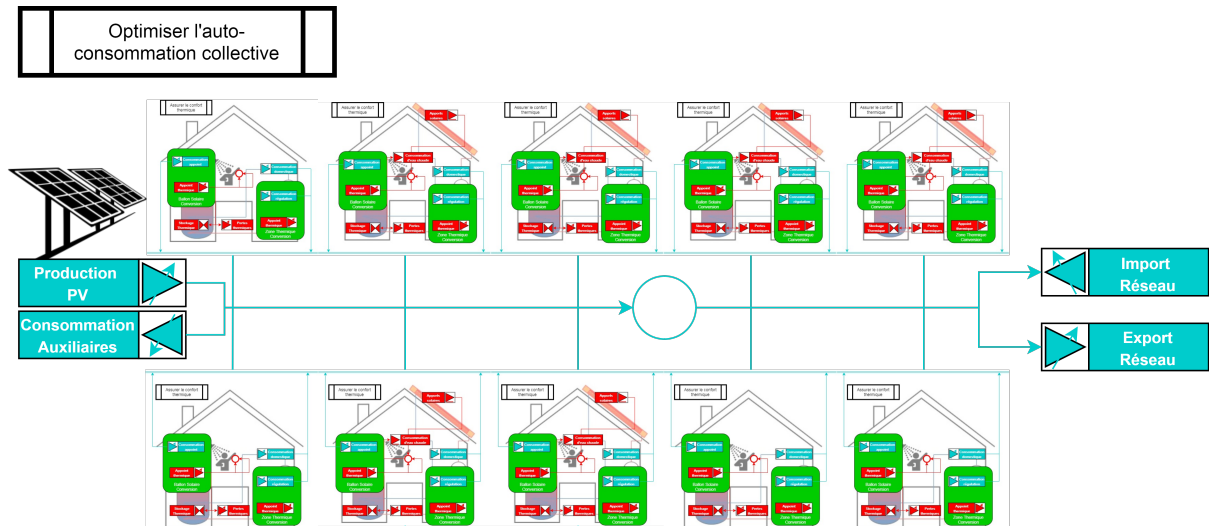


FIGURE 5.8 – Schéma du modèle d'optimisation du cas d'étude considéré

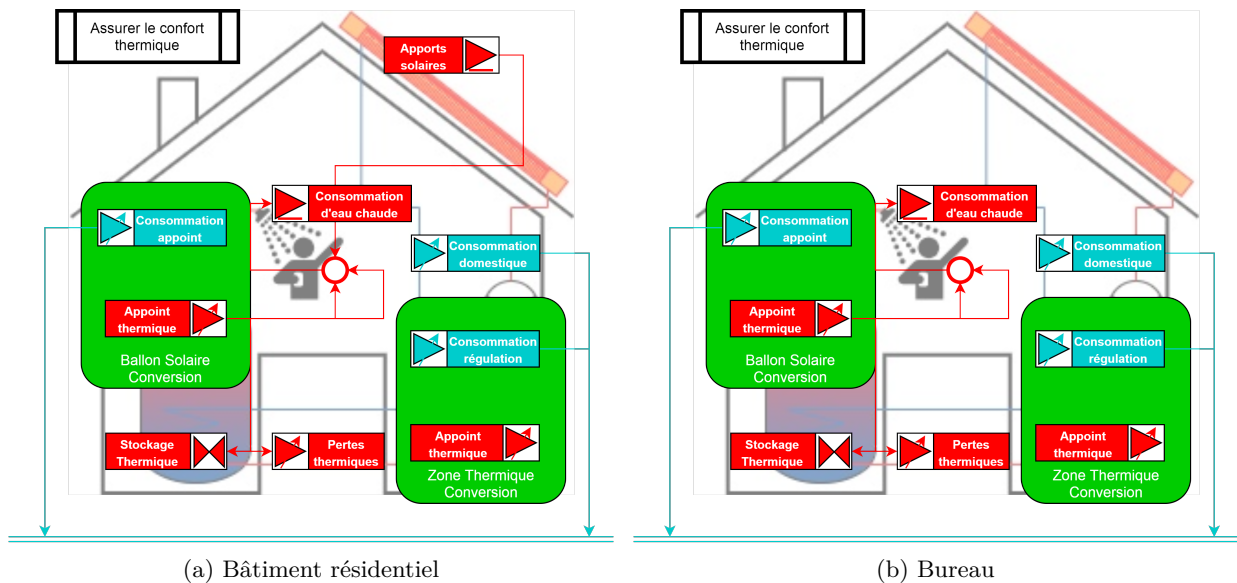


FIGURE 5.9 – Zoom de la figure 5.8 sur les bâtiments

Pour ce qui est du cas d'un bâtiment isolé, on suppose le ballon d'eau chaude et la zone thermique découplée thermiquement, en faisant l'hypothèse d'une température à l'extérieur du ballon constante égale à la température de consigne. Dans la partie 5.5.2, nous allons définir deux distributions différentes, une centralisée et une décentralisée non coordonnée. Pour la distribution centralisée, les bâtiments sont couplés électriquement mais on ne considère pas de couplage thermique entre eux, en négligeant les échanges entre eux et leur influence sur les apports solaires. Pour la distribution décentralisée, nous avons fait le choix d'un ensemble de problèmes d'optimisation sans superviseur, comme première approche, mais dont la supervision est mise en perspective dans la partie 6.2. Cependant, il existe une coordination entre les modèles de bâtiment par le biais d'une clef de répartition du productible prévu comme décrit dans la partie 5.5.2.2.

5.4.2 Présentation des phases de configuration, d'initialisation et de fonctionnement appliquées au cas d'étude en autoconsommation

5.4.2.1 Présentation des données de configuration par l'utilisateur

Afin de pouvoir configurer dans la suite le MPC, l'utilisateur de l'outil doit fournir un fichier de configuration ainsi que définir les données de configuration (répertoriées et présentées dans la tableau 5.7) qui constitue un paramétrage du MPC, comme le présente la figure 5.10.

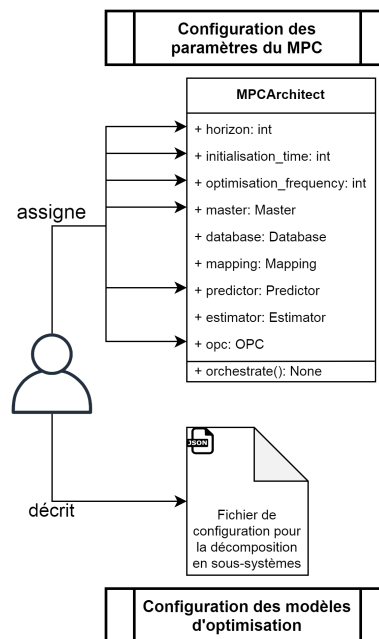


FIGURE 5.10 – Schéma des actions menées par l'utilisateur lors de la phase de configuration de l'outil MPC

Dans le cas d'étude présent, le fichier de configuration est fourni par le biais des outils de simulation. Pour le paramétrage du MPC, elle se fait par le biais de l'assignation d'un dictionnaire qui permet de paramétrer la classe `MPC_Architect` (l'annexe A.9 montre un exemple de configuration de la classe `MPC_Architect`). La majeure partie des données de configuration paramétrables sont décrites dans la tableau 5.7.

Paramètres de configuration	Définition	Unité ou Choix
Horizon	Durée pendant laquelle sont effectuées les prédictions du MPC et sur laquelle est déterminée la stratégie de contrôle optimale	nombre d'heures
Temps d'initialisation	Durée pendant laquelle les données de mesures fournies par le système (virtuel ou non) sans appliquer de contrôle optimale	nombre d'heures
Pas de temps d'optimisation	Durée pendant laquelle la stratégie de contrôle optimale est appliquée entre deux optimisations du MPC	nombre d'heures
Modèle de zone thermique	Choix du modèle de zone thermique parmi ceux disponibles et défini dans le chapitre 4	[« detailed », « sober »]
Type de prédicteur	Choix du module de prédiction	[« perfect », « naive »]
Distribution de contrôle	Choix de la distribution de contrôle du MPC pour plus de détail se référer à la partie 3.2.2 consacrée aux distributions de contrôle implémentées dans l'architecture	[« centralized », « decentralized »]
Fonction objectif	Permet d'assigner les objectifs du problème d'optimisation	[« économique », « autoconsommation », « confort thermique », « confort ECS »]
Précision du moteur de résolution	Variable inférieure à 1, ici fixée à 0.001 définissant alors la précision du modèle de résolution	<1
Limite d'arrêt du calcul d'optimisation	Durée à partir de laquelle l'optimisation est arrêtée, ici fixée à 45 s	Nombre de secondes

TABLEAU 5.7 – Tableau récapitulatif des données de configuration de la classe MPC_Architect dont le rôle et la fonction sont détaillés dans la partie 3.4.3.2 du chapitre 3

L'horizon correspond, comme vu dans les précédents chapitres, à la durée sur laquelle l'optimisation permettant d'obtenir la stratégie optimale est faite. Par période d'optimisation, on entend le nombre d'heures séparant deux appels à optimisation et par temps d'initialisation, la période pendant laquelle aucune optimisation n'est effectuée et seules les données de mesures sont stockées dans la base de données interne du MPC. Ensuite, le pas de temps d'optimisation est le pas de temps qui est pris en compte afin de résoudre le problème d'optimisation.

Pour le reste, l'utilisation a donc le choix entre deux modèles de zones thermique ainsi que trois prédicteurs différents. La distribution du contrôle peut varier entre centralisée et décentralisée, dont les spécificités seront présentées dans la partie 5.5.2 de ce chapitre. Enfin les données de précision et de temps de calcul concernant le moteur de résolution utilisé sont définies également par l'utilisateur.

L'autre élément de configuration que constitue le fichier de configuration est utilisé lors de la phase de configuration pour récupérer la décomposition en sous-systèmes du quartier et pour chacun des sous-systèmes récupérer les variables de mesures envoyés par le système ou sa simulation. La partie suivante va donc décrire cette phase de configuration.

5.4.2.2 Phase de configuration appliquée au cas d'études

Pour bien appréhender la description de cette phase appliquée au cas d'étude en question, il faut comprendre que chaque instance de sous-modèle est reliée à un sous-prédicteur spécifique qui va récupérer les mesures fournies par la simulation du sous-système correspondant (de la zone thermique pour le modèle de ThermalZone par exemple). Ainsi les données de mesure des conditions limites internes et externes sont stockées et disponibles ensuite pour le module de prédiction du sous-prédicteur associé. De même un sous-calibreur est associé à chaque sous-modèle, permettant alors de déterminer les valeurs initiales de la variable d'état du système, ainsi que permettre l'identification des paramètres inconnus à fournir à chaque sous-modèle. La figure 5.11 permet de comprendre l'association de ces modules avec l'exemple de la classe ZoneStorage.

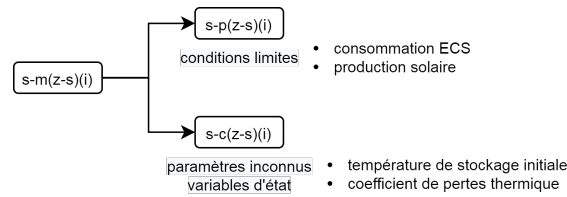


FIGURE 5.11 – Exemple de relation entre sous-modèle, sous-prédicteur et sous-calibreur pour la classe ZoneStorage

En tenant compte de ce fonctionnement, du paramétrage du MPC fait par l'utilisateur ainsi que du fichier de configuration mis à disposition, l'outil peut ainsi entamer la phase de configuration du MPC. Le fichier de configuration relatif au cas d'études sert à obtenir la décomposition du quartier en un ensemble de sous-systèmes. A l'aide de l'instance de la classe Mapping, la base de données est structurée sur la base de ces éléments afin de permettre le bon fonctionnement du stockage des données lors de la phase de fonctionnement. La figure 5.12 donne une vue schématique de son fonctionnement.

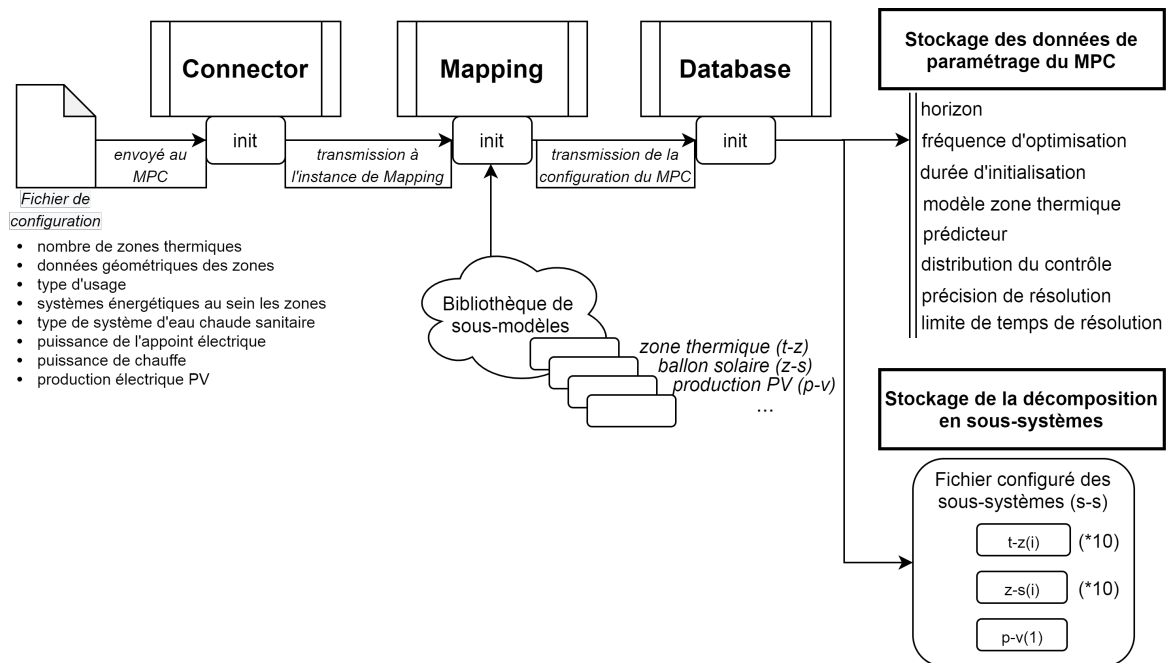


FIGURE 5.12 – Diagramme fonctionnel de la phase de configuration et de création appliquée au cas d'étude

Ainsi, chaque sous-système possède sa représentation dans la base de données, avec ses variables d'état, ses variables de contrôle, ses conditions limites ainsi que ses paramètres, comme figuré dans les figure 5.13a, 5.13b et 5.13c respectivement pour les zones thermiques, les systèmes de stockage thermique et les unités de production électrique.

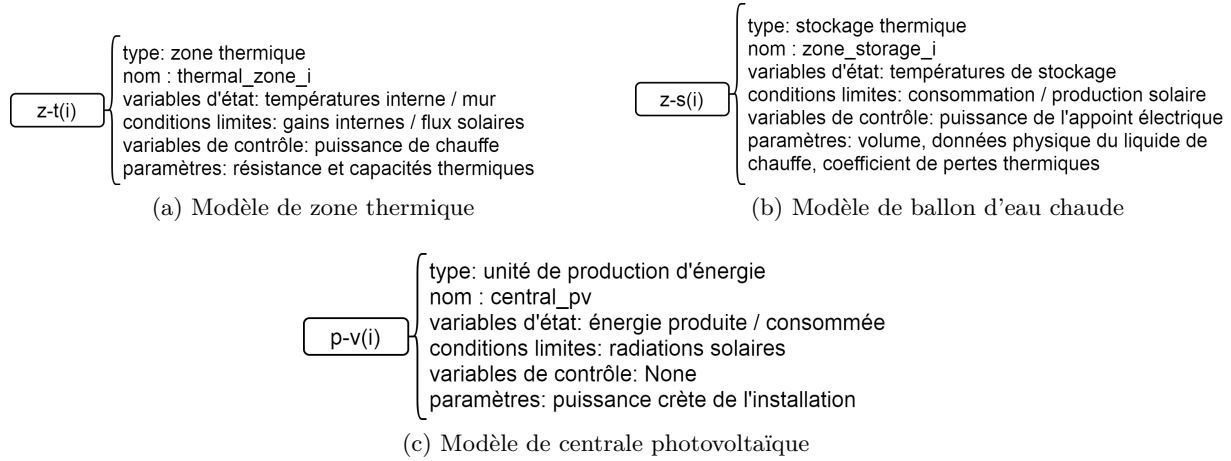


FIGURE 5.13 – Représentation des variables et paramètres stocké dans la base de données pour chacun des modèles présents dans la décomposition du quartier

Une fois la phase de configuration terminée, la phase d'initialisation peut débuter.

5.4.2.3 Phase d'initialisation appliquée au cas d'études

Cette phase d'initialisation permet donc de préparer les différents éléments fonctionnels du MPC, tout en tenant compte de la décomposition en sous-système définie lors de la phase de configuration.

A chaque zone thermique recensée dans le quartier est associé un sous-calibreur et un sous-prédicteur spécifique. Les données de configuration permettent de définir leur type respectif entre les variantes détaillé et sobre du modèle de zone thermique ainsi que les types de prédiction naïve, parfaite ou sobre. De la même manière pour chaque système de stockage thermique, un sous-calibreur et un sous-prédicteur sont associés, ici seul le sous-prédicteur peut être défini par la configuration. La calibration de ces systèmes est assurée par défaut. Enfin, pour l'unité de production, un sous-prédicteur est associée au modèle mais pas de sous-calibreur, car il n'est pas utile dans le cas que nous étudions.

Cette phase permet alors de relier chaque sous-systèmes à ses sous-modèles, sous-prédicteurs et sous-estimateurs respectifs, comme figuré dans la figure 5.14.

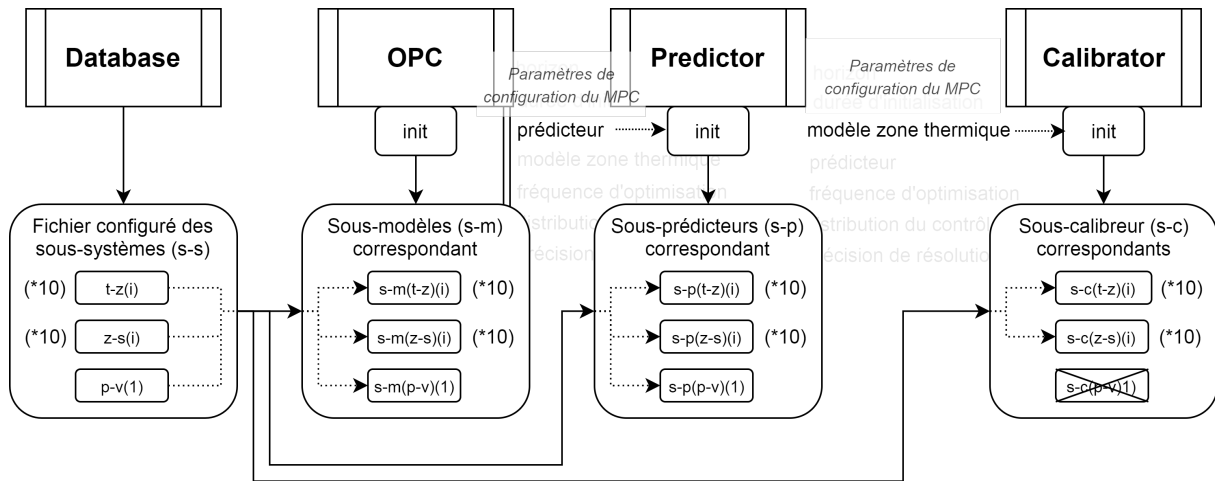


FIGURE 5.14 – Diagramme fonctionnel de la phase d'initialisation appliquée au cas d'étude

Ainsi, cette phase d'initialisation permet donc de finaliser la création du MPC représentatif du cas d'étude présenté, avec un minimum d'action de configuration amené par l'utilisateur. Le MPC ainsi configuré et initialisé est prêt pour être connecté à la simulation du cas d'études. La partie suivante va se concentrer à la phase de fonctionnement appliquée à ce cas d'étude.

5.4.2.4 Phase de fonctionnement appliquée au cas d'études

La phase de fonctionnement va donc permettre d'appliquer la stratégie de contrôle déterminée par le MPC, tout au long de la simulation effectuée. Elle se déroule sensiblement de la manière générique présentée dans la partie 3.4.3.5 du chapitre 3.

Cette phase est décomposée entre la phase d'initialisation, durant laquelle les données de mesures sont stockées dans la base de données, et le contrôle par défaut est appliquée sur la simulation, et la phase de contrôle prédictive en tant que telle. La phase d'initialisation lors du fonctionnement est représentée à l'aide de la figure 5.15.

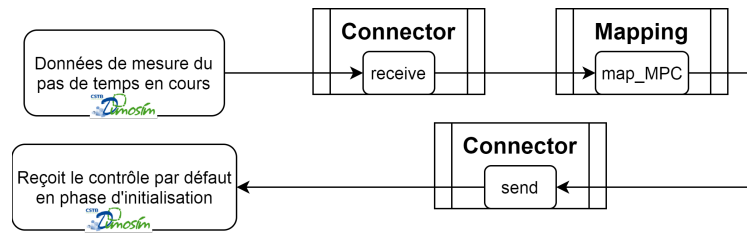


FIGURE 5.15 – Diagramme fonctionnel de la phase de fonctionnement appliquée au cas d'étude lors de son initialisation

Pour la phase de contrôle prédictif, on définit alors la phase de fonctionnement comme présenté dans la figure 5.16.

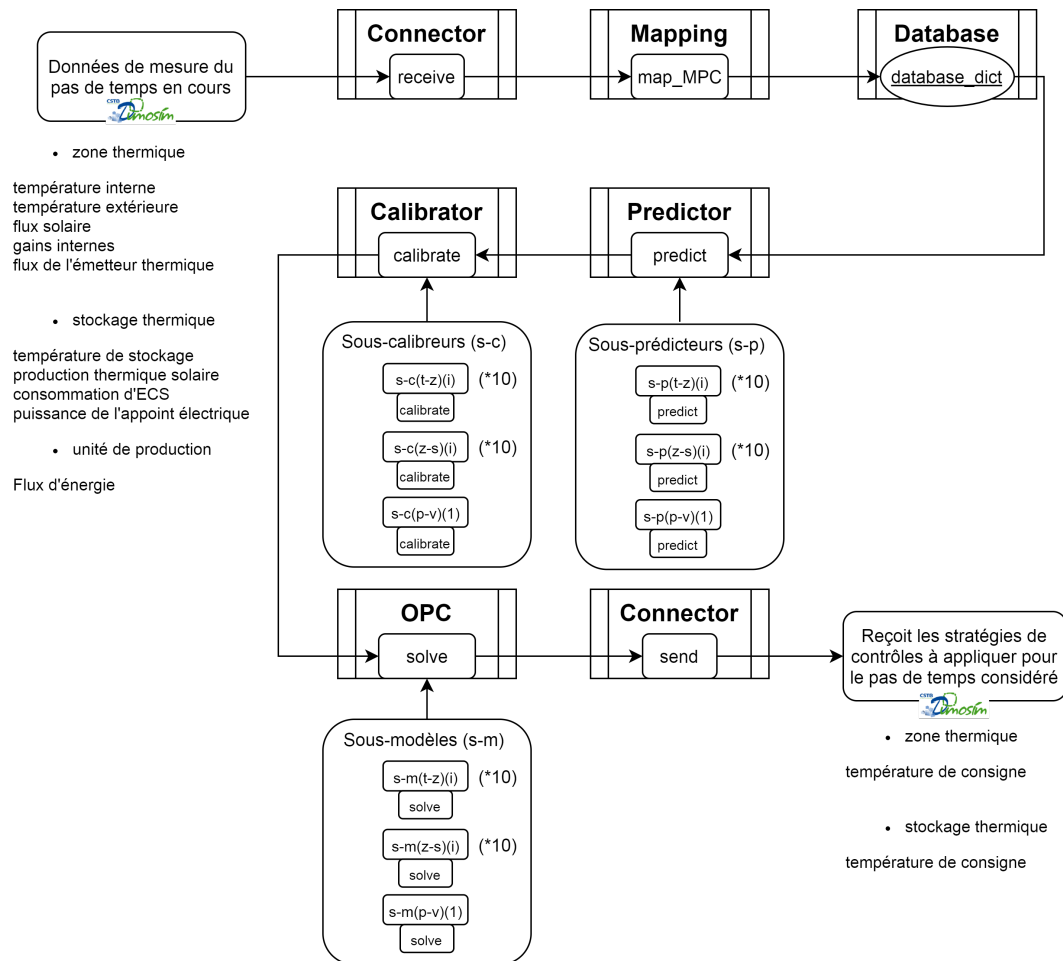


FIGURE 5.16 – Diagramme fonctionnel de la phase de fonctionnement appliquée au cas d'étude après son initialisation

Ainsi, le principe est le même que celui présenté dans le chapitre 3, pour la partie consacrée à la présentation générique de cette phase. Sauf qu'ici on peut expliciter les données échangées et les actions appliquées au cas d'étude.

5.5 Etude et détermination d'un paramétrage de configuration avec comparaison de deux modèles de zones thermiques avec deux modules de prédiction différents

5.5.1 Etapes, formulations du problème d'optimisation et indicateurs retenus pour l'étude

5.5.1.1 Présentation des étapes de l'étude à venir

La figure 5.17 présente les étapes de travail mises en oeuvre dans l'étude de cas.

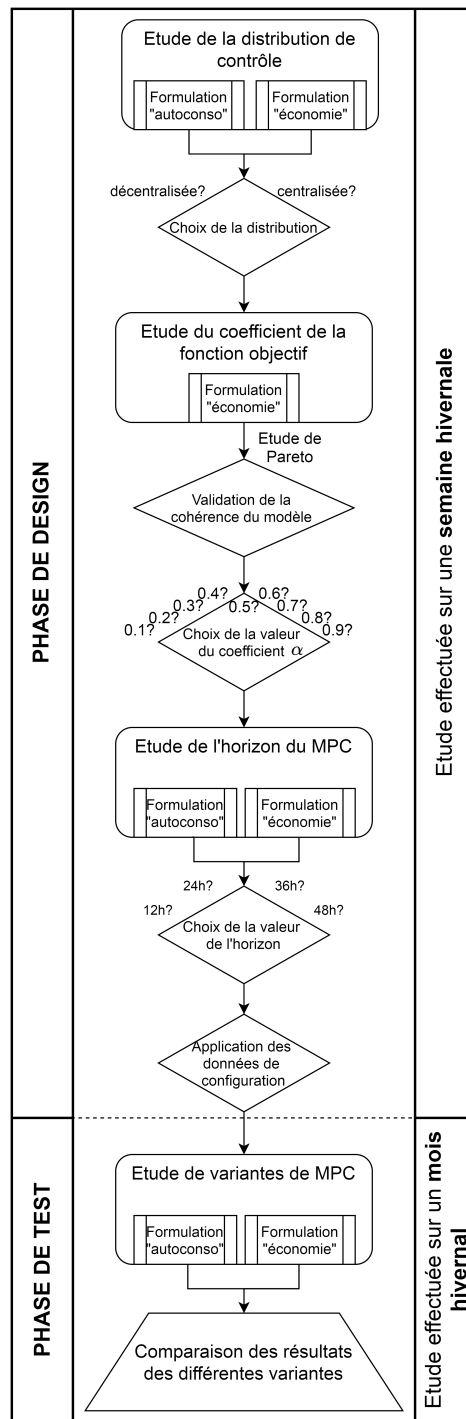


FIGURE 5.17 – Workflow de l'étude de cas

L'étude se divise donc en deux phases :

- La première phase consistant en un paramétrage de la configuration des MPC qui vont être étudiés.
- La deuxième phase consistant en une phase de test, où l'on compare quatre MPC différents, intégrant des modèles de zones thermiques et des prédicteurs différents, pour lesquels on applique le paramétrage issu de la première phase.

Tout au long de l'étude, deux formulations du problème d'optimisation relatif à la gestion d'un quartier en autoconsommation collectif vont être étudiées et sont présentées dans la partie 5.5.1.2. Lors de la phase de paramétrage l'objectif est de déterminer parmi les éléments étudiés un choix de distribution de contrôle, un choix de coefficient de pondération pour les objectifs définis dans la partie 5.5.1.2 et enfin une valeur d'horizon. Pour alléger les temps de calcul, chaque étude de cette phase est effectuée sur une semaine.

Pour la phase de test, le paramétrage est ainsi appliqué, et l'étude est effectuée sur un mois entier. On va comparer alors 4 MPC différents avec un même paramétrage, avec deux variantes de fonctions objectif.

En premier lieu, deux types de distribution vont être présentés, une centralisée et une décentralisée, sur un principe distribué, dans la partie 5.5.2.

Ensuite, différentes fonctions coût seront présentées dans le cadre d'une distribution de contrôle décentralisée, afin de tester les performances en faveur de l'autoconsommation, dans la partie 5.5.3.

Enfin le dernier point à tester va concerner une étude de sensibilité sur l'impact de l'horizon du MPC sur les performances des MPC avec une distribution décentralisée, pour chaque fonction coût que l'on étudie, dans la partie 5.5.4.

Ces différentes études vont permettre de déterminer alors un paramétrage pour une étude qui va mettre en œuvre 4 MPC différents, dans la partie 5.5.5.

5.5.1.2 Formulation du problème d'optimisation du cas d'étude en autoconsommation collective

Il existe différentes manières d'évaluer le coût de l'autoconsommation. Certaines études sur des systèmes de production photovoltaïques en autoconsommation collective [74] permettent de dégager trois manières de l'évaluer parmi lesquelles on va en retenir deux :

- Minimisation des échanges énergétiques.
- Maximisation des profits.
- Appel à puissance (celui que l'on ne considérera pas dans la suite).

On va définir ainsi deux fonctions objectifs distinctes qui sont ensuite intégrées automatiquement par l'outil MPC lors de la configuration effectuée par l'utilisateur, en choisissant parmi les fonctions objectif disponibles.

Fonction objectif globale. Dans les deux cas on va introduire un coefficient de pondération entre une partie confort et une partie énergétique et économique afin de se ramener pour chaque valeur de coefficient à un problème mono-objectif dans la suite. Une partie de l'étude va donc consister à définir une valeur de ce coefficient de pondération.

	Formulation « autoconsommation »	Formulation « économique »
Coût Global	$\alpha \cdot f_{AC} + (1 - \alpha) \cdot \frac{f_{conf_{Tz}} + f_{conf_{WT}}}{2} \quad (5.7)$ $\alpha \in [0 : 1] \quad (5.9)$	$\alpha \cdot f_{eco} + (1 - \alpha) \cdot \frac{f_{conf_{Tz}} + f_{conf_{WT}}}{2} \quad (5.8)$ $\alpha \in [0 : 1] \quad (5.10)$

TABLEAU 5.8 – Equation de la fonction objectif

Les tableaux 5.9, 5.10 et 5.11 recensent alors les détails des parties des fonctions objectif correspondantes pour le cas de l'autoconsommation et qui seront étudiées dans la suite, chaque formule étant normalisée afin d'obtenir un coût global normalisé.

Partie de la formulation énergétique et économique. Cette partie définit alors la partie économique et énergétique de la fonction objectif. Pour la formulation « autoconsommation », l'objectif est donc de minimiser les échanges avec le réseau, stricto sensu, afin de maximiser la consommation locale de l'énergie. Pour la formule « économique », on prend en compte le coût de l'énergie qui est variable en fonction d'un tarif heures creuses, heures pleines. L'objectif ici est de minimiser le coût de l'énergie consommée par le quartier et donc de minimiser les exportations d'énergies sur le réseau.

	Formulation « autoconsommation »	Formulation « économique »
Coût énergie	$f_{AC} = \sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \frac{p_{import}^t[t] - p_{import}^t[t]}{p_{tot}} \quad (5.11)$ $p_{tot} = \max[p_{elec}(t_{init} : t_{end})] \quad (5.13)$	$f_{economie} = \sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \frac{e_{price}^t[t]}{e_{price}(h_{pleines})} \frac{p_{export}^t[t]}{p_{tot}} \quad (5.12)$ $p_{tot} = \max[p_{elec}(t_{init} : t_{end})] \quad (5.14)$

TABLEAU 5.9 – Partie économie et énergie de la fonction objectif

Partie de la formulation concernant le confort thermique. Pour chaque formule, on différencie l'évaluation du coût thermique dans chaque zone. En effet, pour la formule « autoconsommation », on prend en compte la valeur absolue de l'écart entre la température au sein de la zone et la température de consigne. Cela est pris en compte dans le but de limiter les afflux de chaleur pouvant être induits par une forte production de la centrale photovoltaïque et ainsi prendre en compte une notion de bande de température pour le confort. Pour la formule « économique », l'objectif est ici de limiter les infractions de confort lors de la présence des occupants.

Confort Thermique	Formulation « autoconsommation »	Formulation « économique »
Confort Thermique	$f_{conf_{T_z}} = \sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \frac{ T_{z,cons} - T_z^t[t] }{T_{z,cons} - T_{min}} \quad (5.15)$	$f_{conf_{T_z}} = \sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \frac{b_{T_z}^t[t] (T_{z,cons} - T_z^t[t])}{T_{z,cons} - T_{min}} \cdot presence^t[t] \quad (5.16)$ Avec : $b_{T_z}^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_z^t[t] < T_{z,cons} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.17)$

TABLEAU 5.10 – Partie confort thermique de la fonction objectif

Partie de la formulation concernant l'eau chaude sanitaire. Le confort de fourniture d'eau chaude sanitaire est le même indépendamment de la formule configurée. On prend en compte les infractions par rapport à la température de consigne, dont on souhaite minimiser la fréquence. Ici la présence de l'occupant n'est pas prise en compte, on parlera donc de disponibilité de l'eau chaude sanitaire.

	Formulation « autoconsommation »	Formulation « économique »
Confort ECS	$f_{conf_{WT}} = \sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \frac{b_{WT}^t[t] (T_{WT,consigne} - T_{WT}^t[t])}{T_{WT,hystérésis}} \quad (5.18)$ Avec : $b_{WT}^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{WT}^t[t] < T_{WT,cons} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.19)$	

TABLEAU 5.11 – Partie confort de fourniture d'eau chaude sanitaire de la fonction objectif

5.5.1.3 Indicateurs de performances en post processing de la gestion de l'énergie des MPC

On va introduire des indicateurs de performances afin d'évaluer les résultats de chaque étude de MPC. Ces données sont obtenues à la fin de chaque simulation en tenant compte des mesures sur chaque éléments pour restituer ces indicateurs. Les tableaux 5.12, 5.13 et 5.14 recensent les différents indicateurs de performances qui vont être utilisés dans les études venant dans les parties suivantes.

Indicateurs des performances économiques et énergétiques. On définit alors les indicateurs économiques et énergétiques, en considérant alors le coût de l'énergie consommée par le quartier sur le temps de l'étude, ainsi que les taux d'autoconsommation et d'autoproduction définis dans la partie 5.3.2.

Indicateurs économiques et énergétiques	Le coût de l'énergie consommée sur le temps de l'étude
	$\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} e_{price}^t[t] \cdot p_{import}^t[t] \quad (5.20)$
	Le taux d'autoconsommation proposé dans l'équation (5.1)
	Le taux d'autoproduction proposé dans l'équation (5.2)

TABLEAU 5.12 – Indicateurs de performances énergétiques et économiques

Indicateurs des performances thermiques. Pour les calculs de confort, on intègre des seuils de tolérance (0.5°C pour la zone thermique et la valeur de l'hystérésis de 5°C pour le ballon d'eau chaude). Cela permet d'évaluer des infractions significatives à l'échelle de la sensibilité humaine. Bien évidemment ces valeurs sont arbitraires, mais permettent de ne pas surévaluer les proportions d'infractions sur l'étude. De plus, à cette valeur, on ajoute les valeurs moyennes de ces infractions, ce qui permettent d'évaluer tout de même leur intensité. On évalue alors la fréquence de l'inconfort en tenant compte du pourcentage d'infractions perçues lors de la simulation et de leur intensité en rendant compte de la moyenne de l'ensemble de ces infractions perçues.

Indicateurs de confort thermique	La proportion d'infractions d'inconfort sur la durée de l'étude :
	$eval_{conf_{T_z}} = \frac{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} eval_{T_z}^t[t] \cdot presence^t[t]}{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} presence^t[t]} \quad (5.21)$
	Avec :
	$eval_{T_z}^t[t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_z^t[t] < T_{z,cons} - 0.5 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.22)$
	La moyenne des infractions d'inconfort dans les zones thermiques calculée de la manière suivante :
	$mean_{conf_{T_z}} = \frac{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} b_{T_z}^t[t] \cdot (T_z^t[t] - T_{min}) \cdot [t] \cdot presence[t]}{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} presence^t[t]} \quad (5.23)$

TABLEAU 5.13 – Tableau récapitulatif des équations définissant les indicateurs de performances

Indicateurs des performances de fourniture de l'eau chaude sanitaire. De la même manière que le confort thermique, on évalue alors la fréquence de l'inconfort en tenant compte du pourcentage d'infractions perçues lors de la simulation et de leur intensité en rendant compte de la moyenne de l'ensemble de ces infractions perçues. Ici, l'hystérésis du contrôleur réactif est choisie comme seuil de tolérance en dessous de laquelle l'inconfort est pris en compte.

Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire	La proportion d'infractions d'inconfort sur la durée de l'étude :
	$eval_{conf_{WT}} = \frac{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} b_{WT}^t [t] \cdot \Phi_{conso,ECS}^t [t]}{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \Phi_{conso,ECS}^t [t]} \quad (5.24)$
	Avec : $b_{WT}^t [t] = \begin{cases} 1, & \text{si } T_z^t [t] < T_{z,cons} - 0.5 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.25)$
	La moyenne des infractions d'inconfort pour la fourniture d'eau chaude sanitaire calculée de la manière suivante : $mean_{conf_{WT}} = \frac{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} b_{WT}^t [t] \cdot (T_{WT}^t [t] - T_{min,WT}) \cdot \Phi_{conso,ECS}^t [t]}{\sum_{t=t_{init}}^{t_{fin}} \Phi_{conso,ECS}^t [t]} \quad (5.26)$

TABLEAU 5.14 – Tableau récapitulatif des équations définissant les indicateurs de performances pour l'eau chaude sanitaire

La suite de cette partie va consister à faire varier les différentes données de configuration afin de dégager une combinaison optimale sur une simulation d'une semaine. En premier lieu la distribution de contrôle est testée puis l'horizon de temps et la période d'optimisation. Cela permettra de comparer avec une même base de configuration les performances du MPC sur un mois, en faisant varier les différentes variantes de modèles de zones thermiques présentés dans la partie 4.2.5.4 du chapitre 4.

5.5.2 Présentation des distributions centralisées et décentralisées et comparaison de leur temps et de qualité de convergence respectifs

Ainsi pour cette étude, nous nous intéressons alors à la comparaison dans les performances de calcul de deux distribution de MPC. Les deux MPC sont créés lors du lancement de la simulation, une fois les deux procédures connectées. Le tableau 5.15 présente les données de configuration de cette étude.

Paramètres de configuration	Unité ou Choix
Période d'optimisation	3 h
Temps d'initialisation	48h
Horizon	12h
Pas de temps d'optimisation	1/2 h
Modèle de zone thermique	« detailed »
Type de prédicteur	« perfect »
Précision du moteur de résolution	0.001
Limite d'arrêt du calcul d'optimisation	45 secondes

TABLEAU 5.15 – Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude de la distribution de contrôle

Plusieurs hypothèses ont été effectuées dans le cadre spécifique de cette étude, notamment concernant l'horizon du MPC. Pour des horizons trop élevés, la distribution centralisée s'avère trop complexe pour être résolue dans le temps imparti. Il a donc été choisi de prendre en compte des données de configuration permettant de réaliser des études ne prenant pas trop de temps, tout en permettant de mettre en lumière les choix effectués par la suite.

5.5.2.1 Description de la distribution centralisée

La distribution centralisée consiste en un seul modèle qui prend en compte tous les échanges énergétiques des sous-systèmes. Ainsi, l'optimisation est faite sur un seul et unique problème d'optimisation, sur lequel on applique les fonctions objectives précédemment présentées. La figure 5.18 représente le fonctionnement de cette distribution de contrôle centralisée.

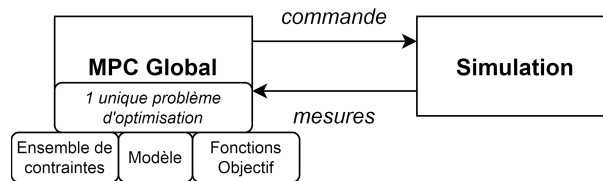


FIGURE 5.18 – Fonctionnement de la distribution centralisée

Dans le cas de cette distribution, on recense la taille du problème⁵ dans le tableau 5.16.

Nombre de variables binaires	Nombre de variables non-binaires	Nombre de contraintes
112 /pas de temps	418/pas de temps	526/pas de temps
2688 / optimisation	10032 / optimisation	12624 / optimisation

TABLEAU 5.16 – Quantité de variables binaires ou non et de contraintes dans le cas de la distribution de contrôle centralisée

5. Dans le cas de l'étude, avec un horizon de 12h et un pas de temps d'une demi-heure, on a donc 24 pas de temps par optimisation

5.5.2.2 Description de la distribution décentralisée

Principe de la distribution décentralisée. La distribution décentralisée consiste à discrétiser le quartier en sous-problèmes d'optimisation qui vont être résolus indépendamment. Un sous-problème consiste ici à la balance énergétique effectuée sur un bâtiment uniquement (Fig 5.19).

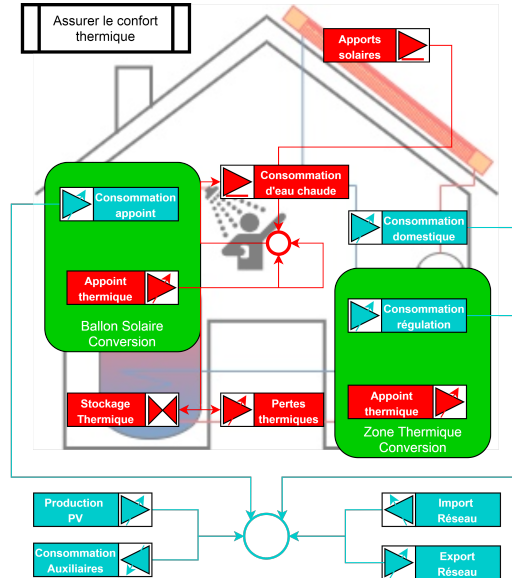


FIGURE 5.19 – Représentation du sous-problème d'optimisation à résoudre pour un bâtiment

La figure 5.20 permet de décrire cette distribution.

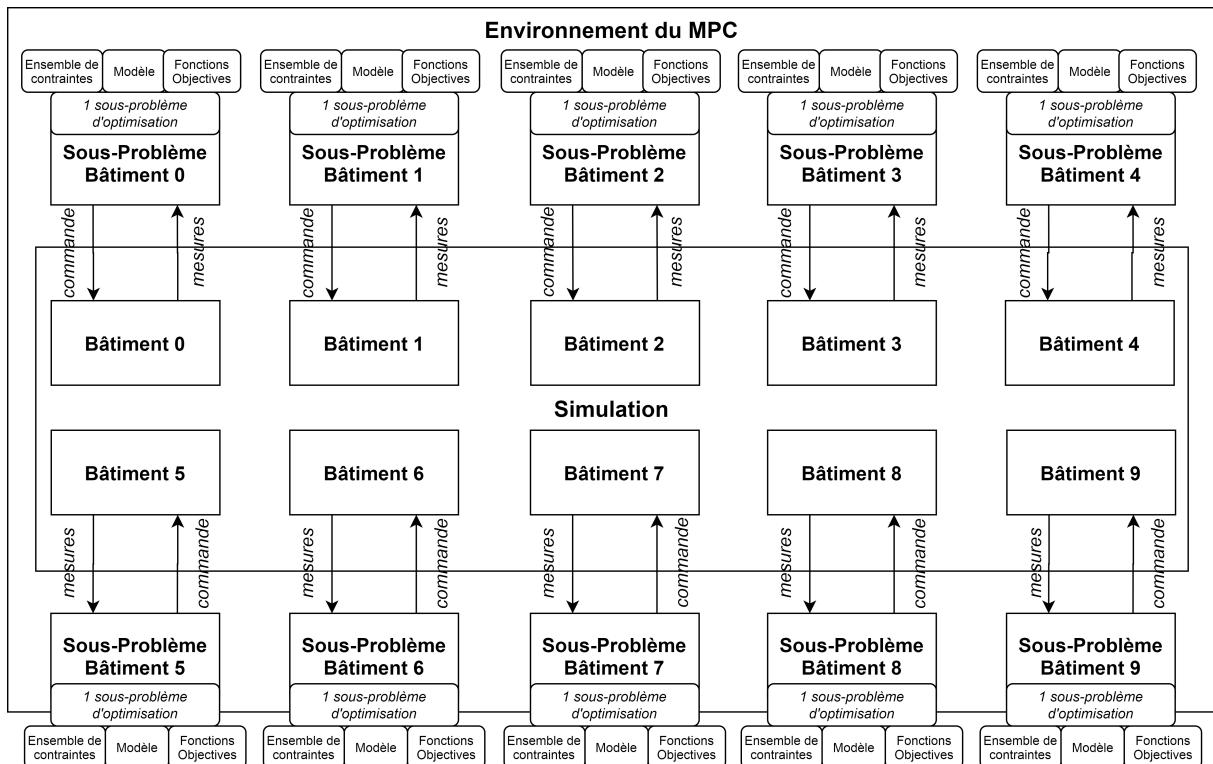


FIGURE 5.20 – Fonctionnement de la distribution décentralisée

Dans le cas de cette distribution, on recense la taille du problème dans le tableau 5.17.

Nombre de variables binaires	Nombre de variables non-binaires	Nombre de contraintes
13/pas de temps	49/pas de temps	58/pas de temps
312 / optimisation	1176 / optimisation	1392 / optimisation

TABLEAU 5.17 – Quantité de variables binaires ou non et de contraintes dans le cas de la distribution de contrôle décentralisée

Chaque modèle d'optimisation des bâtiments est coordonné grâce à une clef de répartition tenant compte de l'historique de consommation passée qui va être expliquée dans la suite.

Coordination des prévisions de productible et mise en oeuvre dans le cas de la distribution de contrôle décentralisé.

Principes de la coordination par des prévisions de production affectées selon une clef de répartition. Dans cette partie, nous allons illustrer la coordination des données de prédictions du productible qui va être distribuée entre les bâtiments selon une clef de répartition. Pour cela, prenons comme exemple une production de productible sur un horizon de 24h (Fig. 5.21).

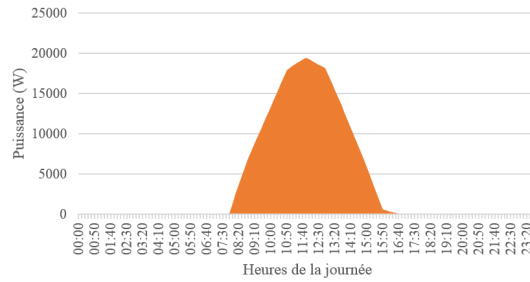
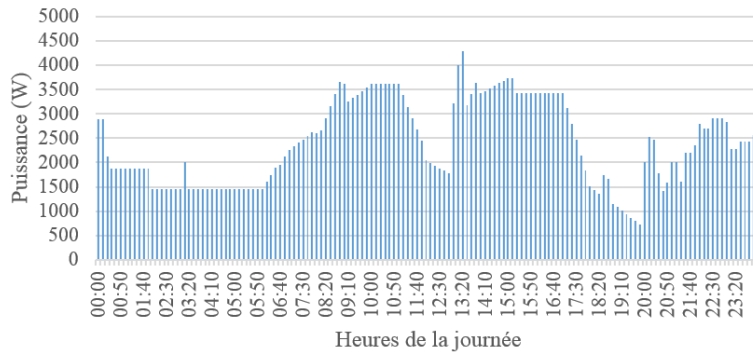
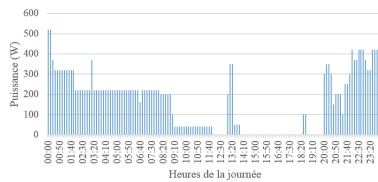


FIGURE 5.21 – Productible de la centrale photovoltaïque prédit sur l'horizon futur

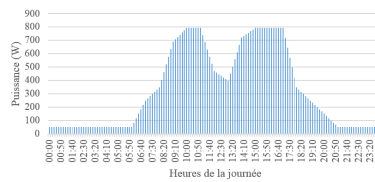
Nous avons fait le choix d'une clef de répartition déterminée en utilisant les profils de charge de l'ilot et de chaque bâtiment sur un horizon passé. Prenons comme exemple les profils de charge (Fig 5.22a, Fig 5.22b, Fig 5.22c, Fig 5.22d) fournis par la simulation de l'ilot urbain.



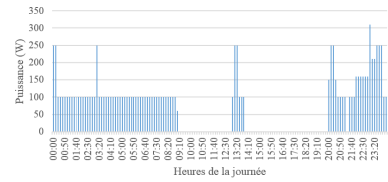
(a) Profil de charge de l'ilot urbain sur l'horizon passé



(b) Profil de charge du bâtiment i (de type résidentiel) sur l'horizon passé



(c) Profil de charge du bâtiment i (de type bureau) sur l'horizon passé



(d) Profil de charge du bâtiment i+1 (de type résidentiel) sur l'horizon passé

FIGURE 5.22 – Profils de charge du l'ilot urbain et de trois bâtiments pris en exemple

L'équation 5.27 montre le calcul de la clef de répartition du productible pour le bâtiment i.

$$p_{productible, i}[t] = p_{productible, tot}[t] \cdot \frac{\sum_{t-t_{horizon}}^t p_{charges, i}[t]}{\sum_{i=0}^{n_{bâtiment}} \sum_{t-t_{horizon}}^t p_{charges, i}[t]} \quad (5.27)$$

En considérant trois bâtiments au sein de l'îlot urbain, on peut donc déterminer la clef de répartition pour chacun d'entre eux (Fig 5.23)

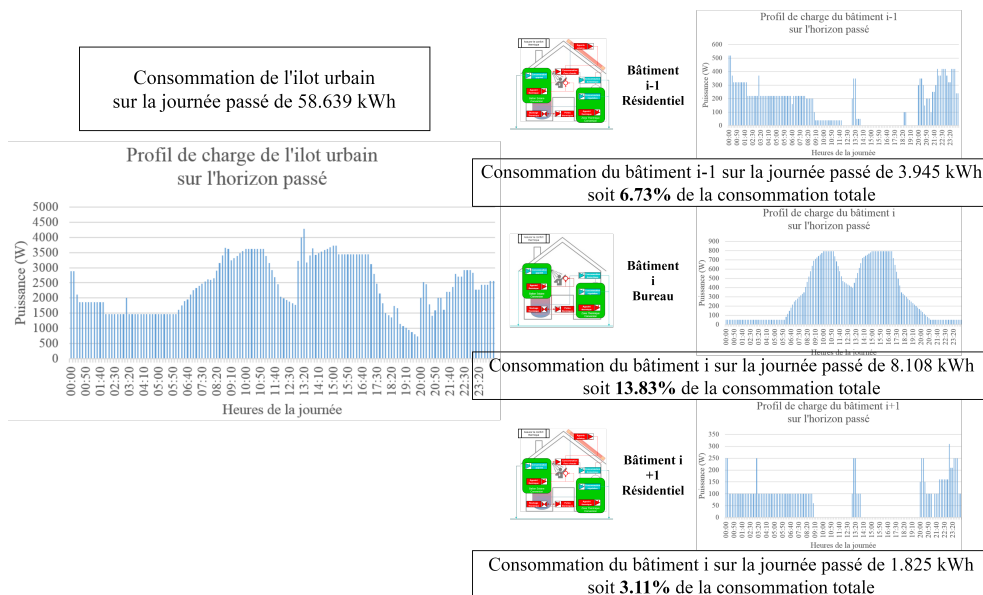


FIGURE 5.23 – Détermination des clefs de répartition du productible pour les bâtiment i-1, i et i+1

Ces clefs permettent de coordonner le productible prédit reçu par chaque problème d'optimisation d'un bâtiment. Par ce biais, chaque bâtiment reçoit l'information de son poids passé au sein de l'îlot urbain. On peut alors considérer le problème en distribution décentralisée non comme une somme de problèmes d'optimisation d'un bâtiment, mais comme un problème à l'échelle de l'îlot urbain constitué de sous-problèmes non supervisés mais coordonnés par la répartition du productible prévu à venir photovoltaïque par le module de prédiction. La figure 5.24 donne le résultat de cette répartition pour les trois bâtiments en exemple.

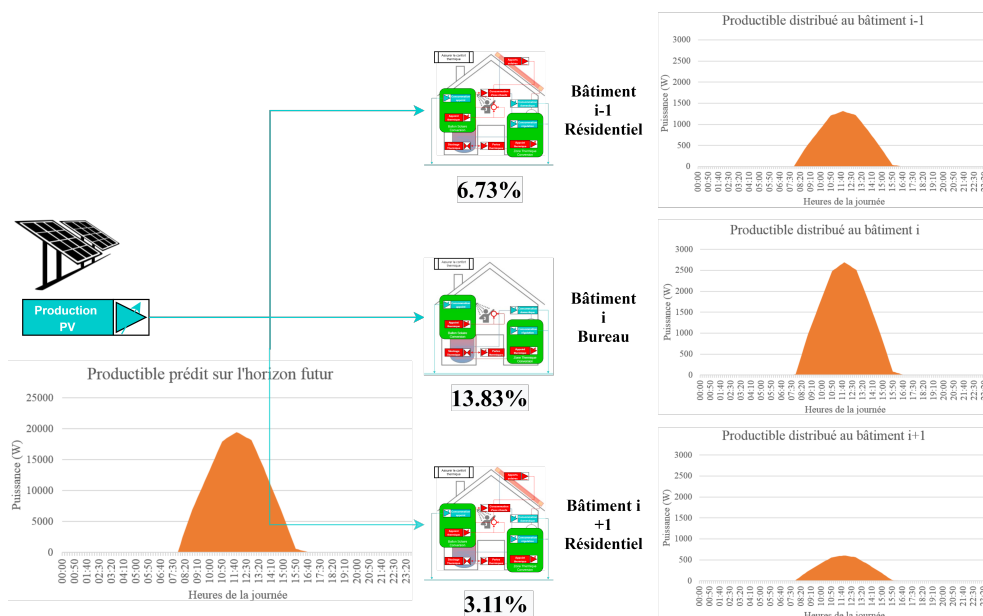


FIGURE 5.24 – Répartition du productible prédit sur les trois bâtiments en tenant compte du poids de leur consommation sur un horizon passé dans la consommation passée de l'îlot

Mise en œuvre et orchestration de cette approche. Lors de chaque phase d'optimisation, l'orchestration va récupérer les prédictions de productible solaire fournies par le module de prédiction, ainsi que les données de mesure sur l'horizon passé, sur les charges électriques de chaque bâtiment disponibles dans la base de données (Fig 5.25). Ces données sont ensuite transmises à la méthode solve de l'instance OPC du MPC lors de la phase de création des sous-problèmes d'optimisation spécifiques pour chaque bâtiment (Fig. 5.19).

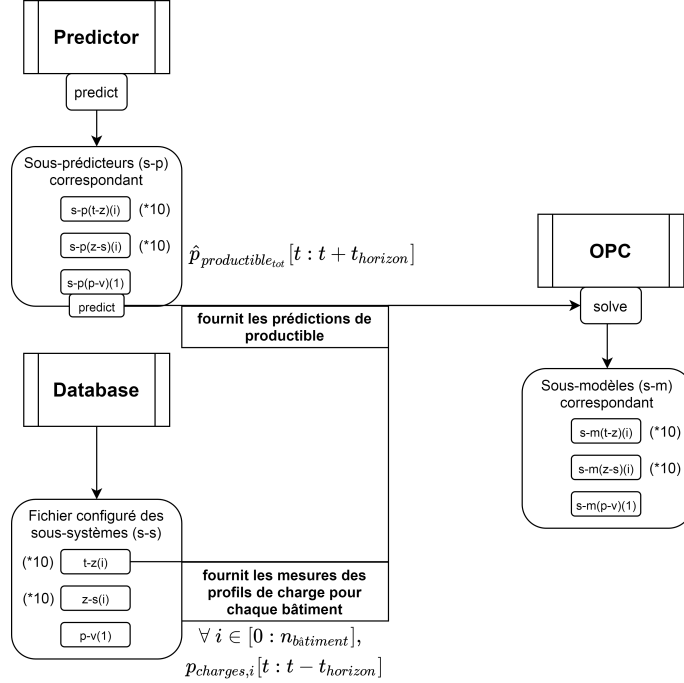


FIGURE 5.25 – Transmission des données relatives à la détermination des clefs de répartition du productible solaire

L'algorithme mis en œuvre par la méthode solve prend en compte les prédictions de productible et les mesures de profil de charge pour calculer les clefs de répartition de chaque bâtiment. Ce ratio permet d'obtenir un profil de production solaire spécifique à un bâtiment soumis à une unité de production fixé (FixedProductionUnit) représentant la part de productible prise en compte dans le problème d'optimisation modélisé à l'aide de l'outil OMEGAlpes (Fig. 5.26).

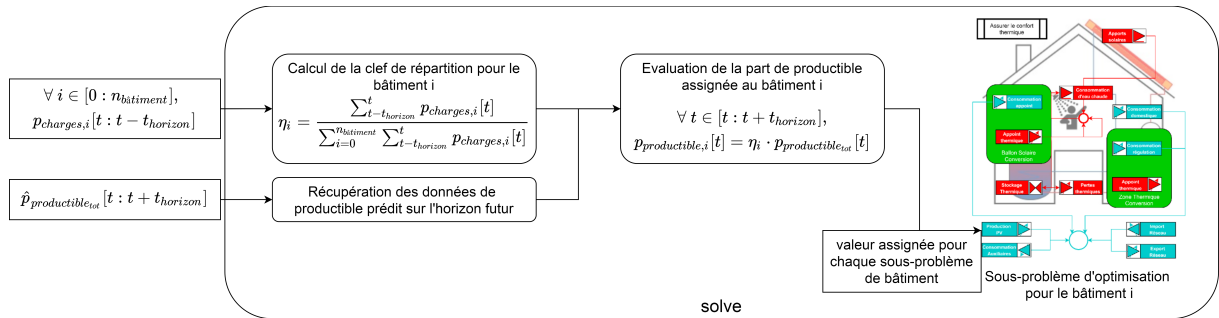


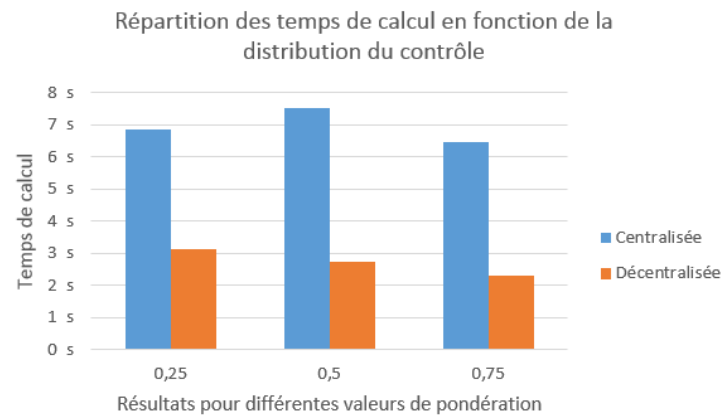
FIGURE 5.26 – Séquençage de l'algorithme solve permettant la répartition du productible en tenant compte des prévisions et des mesures de charge passées

Pour chaque bâtiment, le profil de production réparti est pris en compte pour minimiser le coût de la fonction objectif.

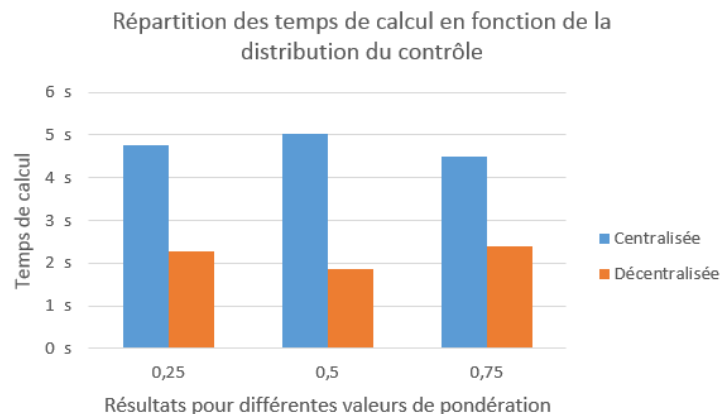
5.5.2.3 Etude comparative entre approche centralisée et approche décentralisée en terme de temps de calcul et de qualité de convergence

On va comparer ici deux distributions de contrôle en tenant compte des deux fonctions objectives présentées dans la partie 5.5.1.2. Pour chaque fonction, on va simuler le couplage avec trois valeurs du coefficient de pondération α : 0.25, 0.5, 0.75.

Les résultats comptables de l'étude sont disponibles dans l'annexe A.4, mais ce ne sont pas ces données qui permettent de faire la différence entre les deux distributions de contrôle. Pour les départager pour la suite de l'étude, nous avons également consigné les temps de calculs respectifs pour chacune des études, consignés dans les deux graphiques suivants.



(a) Formulation "autoconsommation" : Equation 5.7



(b) Formulation "économie" : Equation 5.8

FIGURE 5.27 – Répartition des temps de calcul pour trois valeurs du coefficient de pondération α

Cet écart important, en faveur de la distribution décentralisée, s'explique par la plus grande complexité du problème d'optimisation centralisée (Tableau 5.16), entraînant alors un temps de résolution plus grand, voir une irrésolution dans le temps imparti, pour un plus grand nombre d'appels à optimisation. Il faut comprendre que le processus de résolution se partage en trois possibilités comme le montre la figure 5.28.



FIGURE 5.28 – Issues des résolutions de problèmes d'optimisation avec OMEGAAlpes

Ainsi, soit le problème d'optimisation est résolu, soit il ne l'est pas. Et il existe deux voies différentes d'irrésolution, soit un problème d'infaisabilité, qui peut arriver pour les deux distributions (par exemple dans le cas d'une température de l'air de la zone plus grande que les contraintes fixées), soit car le moteur de résolution ne parvient pas à le résoudre dans le temps imparti.

Or, la distribution centralisée, de par son nombre bien plus important de variables et de contraintes, entraînent alors une augmentation des problèmes non résolus dans le temps imparti. Avec le moteur de résolution utilisé, il devient évident qu'il est plus efficace d'utiliser la distribution décentralisée, qui s'avérera plus à même de pouvoir permettre les études suivantes, avec des horizons plus importants, ou encore un pas de temps d'optimisation plus court.

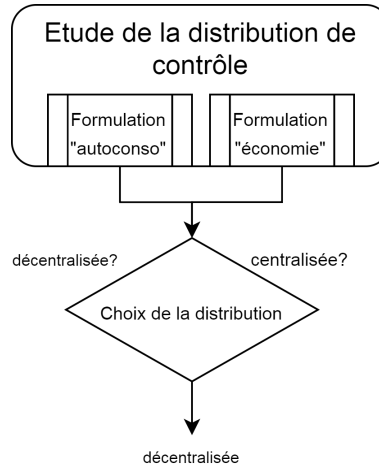


FIGURE 5.29 – Choix de la distribution pour la suite des travaux

L'étude suivante est alors consacrée à l'évaluation de la robustesse et fiabilité du problème d'optimisation construit pour le quartier, puis du choix d'une valeur du coefficient de pondération pour la formulation « économique ». Le focus est fait pour cette formulation uniquement car l'étude effectuée sur les quelques valeurs d'alpha sur l'autre formulation (celle de la formulation 5.7 ne montrait pas d'influence particulière du coefficient de pondération⁶. Cela est en partie explicable car les deux parties de la fonction objectif (Equation 5.7) ne sont pas forcément antagoniste au contraire de ce que l'on observe pour la formulation « économique »

5.5.3 Etude du coefficient de pondération α sur le compromis à faire pour l'objectif purement économique

5.5.3.1 Obtention des courbes de Pareto

Pour obtenir ces courbes de Pareto, nous simulons, pour chaque valeur du coefficient de pondération α , les quatre mêmes jours en hiver avec une période d'optimisation de 12h et une distribution de MPC décentralisée. Au cours de chaque simulation, nous avons récupéré les valeurs des parties économiques et de confort de la fonction coût globale (Eq. 5.8) f_{eco} et $\frac{f_{conf_{Tz}} + f_{conf_{WT}}}{2}$ obtenues lors de chaque optimisation effectuée. On fait ensuite la moyenne pour chaque partie, puis leur valeur est normalisée pour chaque valeur d'alpha afin d'obtenir les courbes de Pareto. L'ensemble des valeurs d'alpha étudiées dans cette partie est $[0.0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.91, 0.92, 0.93, 0.94, 0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99, 1.0]$.

6. Se référer aux résultats présentés en Annexe A.4

5.5.3.2 Test de fiabilité de la formulation et de la configuration par tracé et étude de Pareto

Mise en évidence d'une formulation trop contrainte. Avant d'étudier les performances de chaque valeur du coefficient de pondération α dans le cas de la formulation « économique », il est nécessaire de démontrer la fiabilité et la consistance du modèle mis en œuvre ici. Pour ce faire, nous proposons donc ici d'étudier le front de Pareto en faisant varier les valeurs du coefficient de pondération α entre 0 et 1, dans la formule 5.8. Pour cela, chaque résultat des calculs d'optimisation est consigné lors d'une simulation puis répertorié afin de tracer la courbe de Pareto suivante, avec des valeurs normalisées pour permettre le tracé sur un même graphique des données pour un même type de bâtiment.

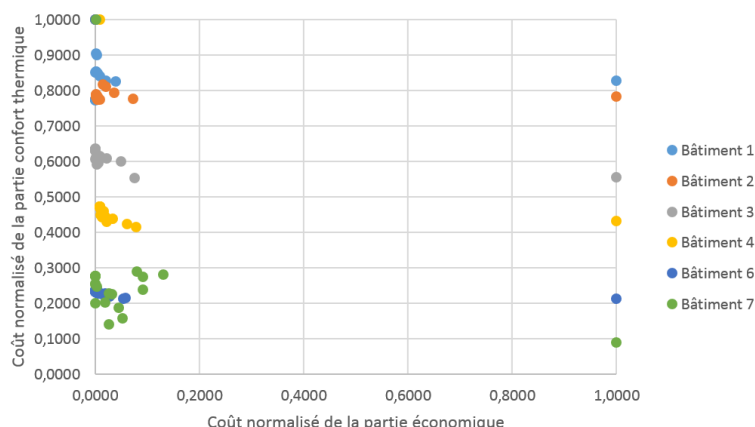


FIGURE 5.30 – Résultat de l'étude de Pareto sur les bâtiments de type résidentiel collectif

On remarque ainsi que le problème est trop contraint pour pouvoir évaluer l'ensemble de la courbe de Pareto. En effet, on semble obtenir des valeurs équivalentes à un coefficient de pondération équilibré entre les deux coûts antagonistes de l'objectif. Pour rappel, la contrainte minimale en température a été fixée à 19.6°C afin de ne pas observer d'infractions en confort thermique en utilisant un prédicteur parfait.

Evaluation de la consistance en élargissant les contraintes de température sur les zones thermiques. Pour la suite on va donc élargir la plage de fonctionnement des températures lors des optimisations. Nous avons donc refait cette étude en élargissant cette contrainte à 15°C. Voici les résultats compilés en deux graphiques distincts, entre les deux types de bâtiments.

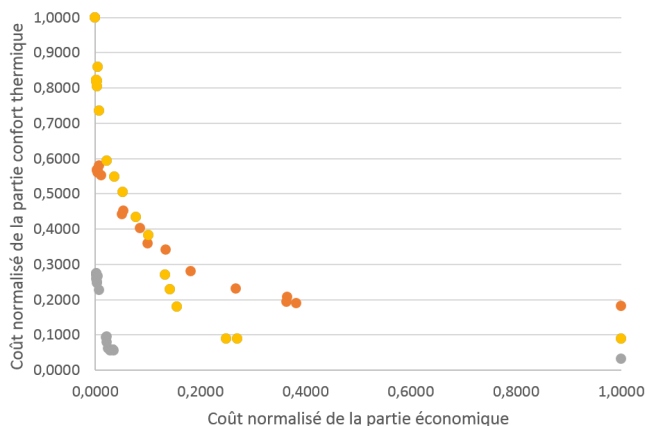


FIGURE 5.31 – Courbe de Pareto pour les bâtiments de type bureau présents dans l'îlot urbain

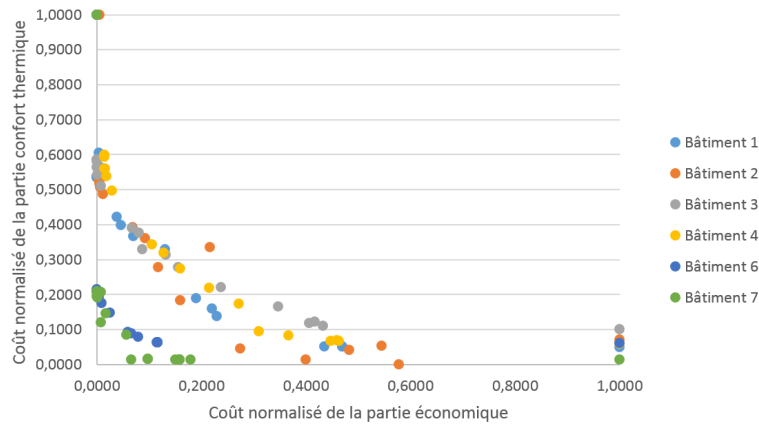


FIGURE 5.32 – Courbe de Pareto pour les bâtiments résidentiels présents dans l’ilot urbain

On remarque ici des courbes de Pareto bien plus élargies qu’avec le problème plus contraint. Un point intéressant dans cette étude réside en une courbe de Pareto à l’échelle du quartier. En effet, en compilant la moyenne des deux variables pour chaque bâtiment, on peut alors tracer une courbe de Pareto à l’échelle du quartier.

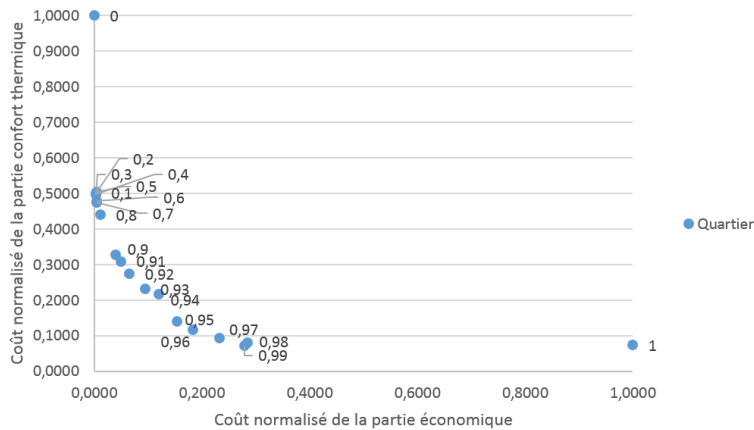


FIGURE 5.33 – Résultat de l’étude de Pareto moyen sur l’ensemble du quartier

On remarque que la courbe de Pareto est bien plus franche et nette, cela traduisant très probablement l’effet de foisonnement résultant de la combinaison des résultats sur les 10 bâtiments. Ces résultats permettent alors de pouvoir affirmer que les modèles engagés ont un comportement mathématiquement consistant. Cependant, pour des raisons de respect du confort thermique, la valeur minimale de contrainte en température sera maintenue à 19.6°C dans la suite de l’étude.

5.5.3.3 Choix d'une valeur du coefficient de pondération en vue de simplifier la formulation afin de se ramener à un problème mono-objectif

Pour cette partie, nous allons évaluer parmi un panel de coefficient de pondération compris entre 0 et 1 celui qui permet d'obtenir les meilleures performances en tenant compte des indicateurs de performance définis dans la partie 5.5.1.3. Pour déterminer une valeur du coefficient de pondération pour les études à venir, 12 simulations ont été effectuées, chacune avec une valeur de pondération différentes, et les tableaux 5.18 et 5.19 consignent les résultats en se basant sur les indicateurs de performances. Ainsi, on pourra se ramener à une fonction mono-objectif pour la suite. On reprend alors la même semaine d'étude avec une distribution de contrôle décentralisée.

Indicateurs de confort thermique dans les zones thermiques. Aucune infraction n'est constatée, ceci étant lié au choix de contrainte minimale, permettant alors un respect absolu du confort thermique avec un prédicteur parfait.

Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire. Le tableau 5.18 montre les résultats obtenus concernant les performances de fourniture d'eau chaude sanitaire :

			Variation d'alpha											
			Contrôle Réactif	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,75	0,8	0,85	0,9
Bâtiment 0 Bureau	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,62%	0,62%	0,31%	0,31%	0,31%	0,62%	0,62%	2,77%	0,00%	0,00%	0,31%	1,85%
	Moyenne des infractions	0,033	0,069	0,078	0,080	0,078	0,078	0,046	0,086	0,403	0,000	0,000	0,042	0,216
Bâtiment 1 Résidentiel	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,00%	1,23%	0,00%	0,62%	0,62%	0,00%	0,00%	0,00%	0,62%	0,92%	0,31%	0,62%
	Moyenne des infractions	0,043	0,000	0,087	0,000	0,035	0,035	0,000	0,000	0,000	0,071	0,028	0,022	0,110
Bâtiment 2 Résidentiel	Pourcentage d'infraction	7,12%	0,70%	0,47%	0,70%	1,64%	1,64%	2,10%	3,27%	2,57%	4,21%	4,91%	3,50%	2,10%
	Moyenne des infractions	1,294	0,463	0,706	0,291	0,643	0,643	0,932	1,159	1,492	1,555	1,681	2,077	1,186
Bâtiment 3 Résidentiel	Pourcentage d'infraction	5,80%	0,62%	2,46%	1,85%	2,15%	2,15%	2,46%	2,15%	4,62%	4,00%	5,54%	5,23%	5,85%
	Moyenne des infractions	0,639	0,151	1,264	0,603	0,815	0,815	1,350	0,872	1,508	1,646	2,497	2,393	2,611
Bâtiment 4 Résidentiel	Pourcentage d'infraction	10,10%	0,55%	0,28%	0,55%	0,28%	0,28%	0,55%	1,66%	3,87%	1,93%	4,14%	3,04%	4,14%
	Moyenne des infractions	3,039	0,954	1,885	0,337	0,200	0,200	0,677	2,229	2,456	1,826	2,493	1,646	3,001
Bâtiment 5 Bureau	Pourcentage d'infraction	9,83%	2,43%	2,18%	3,16%	3,88%	3,88%	3,40%	4,61%	5,34%	7,52%	6,31%	7,04%	6,80%
	Moyenne des infractions	1,732	0,601	0,549	0,479	0,931	0,931	0,859	1,175	1,372	2,072	1,420	1,779	2,274
Bâtiment 6 Résidentiel	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,00%	1,23%	1,23%	0,92%	0,92%	0,62%	0,31%	0,00%	0,00%	0,00%	3,38%	3,38%
	Moyenne des infractions	0,043	0,000	0,034	0,034	0,093	0,093	0,128	0,098	0,000	0,000	0,000	0,474	0,474
Bâtiment 7 Résidentiel	Pourcentage d'infraction	2,56%	5,63%	5,63%	5,63%	6,06%	6,06%	5,63%	6,93%	6,93%	9,96%	8,66%	7,79%	8,66%
	Moyenne des infractions	1,226	2,446	2,464	1,808	1,689	1,689	2,297	2,364	1,948	2,550	2,716	2,296	3,586
Bâtiment 8 Bureau	Pourcentage d'infraction	8,80%	3,04%	2,28%	2,28%	3,42%	3,42%	3,42%	4,56%	4,56%	4,56%	4,56%	4,94%	4,56%
	Moyenne des infractions	1,814	4,314	1,273	1,273	1,067	1,067	2,099	2,809	2,809	2,455	2,455	2,437	2,455
Bâtiment 10 Bureau	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,62%	0,62%	0,31%	0,31%	0,31%	0,62%	0,62%	2,77%	0,00%	0,00%	0,31%	1,85%
	Moyenne des infractions	0,033	0,069	0,078	0,080	0,078	0,078	0,046	0,086	0,403	0,000	0,000	0,042	0,216
Quartier	Pourcentage d'infraction	4,91%	1,42%	1,70%	1,60%	1,96%	1,96%	1,94%	2,47%	3,34%	3,28%	3,50%	3,59%	3,98%
	Moyenne des infractions	0,990	0,907	0,842	0,499	0,563	0,563	0,843	1,088	1,239	1,218	1,329	1,321	1,613

TABLEAU 5.18 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) en fonction de α

Tout d'abord on constate que le bâtiment 7 a un pourcentage d'infraction plus important que ce qui est obtenu avec le contrôleur réactif. Il se peut que ce taux supérieur soit dû à un déséquilibre plus important entre les coefficients de confort qui favoriseraient celui de la zone thermique par rapport à celui du ballon solaire pour ce bâtiment particulier. Ceci nous a amené à définir une notion de confort moyen dans le quartier en évaluant la valeur moyenne des pourcentages d'infractions comptabilisées dans chaque bâtiment, ainsi que leur intensité moyenne. On observe quand même une amélioration dans la grande majorité des bâtiments avec un taux d'infraction plus faible que le contrôleur réactif. Ces indices à l'échelle du quartier peuvent donc s'avérer pertinents. Ainsi on observe qu'en moyenne sur le quartier, chaque valeur d'alpha va posséder une moyenne d'infraction plus faible que celle du contrôleur réactif.

Un dernier élément à prendre en compte va permettre de disqualifier trois valeurs d'alpha. Si l'on met de côté le bâtiment 7, on constate que pour les valeurs 0.75, 0.9 et 0.95 des infractions sont observables pour deux autres bâtiments supplémentaires. Ces trois valeurs vont donc être négligées dans la suite de l'étude de performance.

Indicateurs de performances énergétiques. Le tableau 5.19 montre les résultats obtenus concernant les performances énergétiques et économiques :

		Variation d'alpha				
	Contrôle Réactif	0,1	0,2	0,3	0,4	
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	
Consommation du quartier	35,191 kWh	34,756 kWh	34,622 kWh	34,737 kWh	34,797 kWh	
Coût de l'énergie consommée	757,12 €	706,52 €	703,28 €	702,50 €	707,17 €	
Ecart relatif avec		6,68%	7,11%	7,21%	6,60%	
Taux d'autoconsommation	18,5%	37,5%	37,7%	38,9%	37,7%	
Taux d'autosuffisance	5,3%	10,8%	10,9%	11,2%	10,9%	
		Variation d'alpha				
		0,5	0,6	0,7	0,75	0,8
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier	34,797 kWh	34,655 kWh	34,587 kWh	34,513 kWh	34,422 kWh	34,422 kWh
Coût de l'énergie consommée	707,17 €	699,10 €	698,89 €	699,13 €	692,79 €	692,79 €
Ecart relatif avec	6,60%	7,66%	7,69%	7,66%	8,50%	8,50%
Taux d'autoconsommation	37,7%	39,2%	38,9%	38,1%	39,8%	39,8%
Taux d'autosuffisance	10,9%	11,3%	11,3%	11,1%	11,6%	11,6%
		Variations d'alpha				
		0,85	0,9	0,95		
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh		
Consommation du quartier	34,386 kWh	34,245 kWh	34,077 kWh	34,077 kWh		
Coût de l'énergie consommée	693,39 €	692,38 €	689,42 €	689,42 €		
Ecart relatif avec	8,42%	8,55%	8,94%	8,94%		
Taux d'autoconsommation	39,6%	38,7%	38,2%	38,2%		
Taux d'autosuffisance	11,5%	11,3%	11,2%	11,2%		

TABLEAU 5.19 – Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) en fonction de α

On retrouve alors dans le tableau les performances économiques et énergétiques pour chaque valeur de pondération. Ici, les données de performances qui vont nous intéresser sont celles de l'écart relatif avec le contrôleur réactif. Plus il est élevé, plus les économies sont importantes. Si l'on prend en considération les coefficients de pondération alpha restant, c'est la valeur de 0.8 qui est celle qui fournit ici les meilleures performances. On va donc conserver cette valeur dans la suite de l'étude.

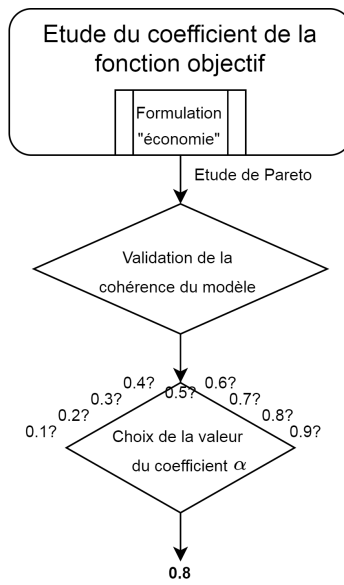


FIGURE 5.34 – Choix du coefficient de pondération pour la formule « économique » (5.8) pour la suite des travaux

5.5.4 Etude de l'effet de l'horizon en fonction des différentes formulations

Pour cette partie, les données de configuration du tableau 5.20 sont appliquées :

Paramètres de configuration	Unité ou Choix
Période d'optimisation	3 h
Temps d'initialisation	48h
Pas de temps d'optimisation	1/2 h
Modèle de zone thermique	« detailed »
Type de prédicteur	« perfect »
Distribution de contrôle	Décentralisée
Précision du moteur de résolution	0.001
Limite d'arrêt du calcul d'optimisation	45 secondes

TABLEAU 5.20 – Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude de l'horizon

On étudie alors l'impact de l'horizon pour les deux formulations. Les résultats présentés par la suite sont consignés pour les valeurs d'horizon suivantes : 12h, 24h, 36h et 48h.

5.5.4.1 Formulation "autoconsommation"

Indicateurs de confort thermique dans les zones thermiques. Même remarque que pour la partie 5.5.3.3

Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire. Le tableau 5.21 montre les résultats obtenus concernant les performances de fourniture d'eau chaude sanitaire :

			Variation d'horizon			
			Contrôle Réactif	12	24	36
Bâtiment 0 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,00%	0,31%	0,31%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,033	0,000	0,063	0,114	0,000
Bâtiment 1 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,92%	0,62%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,043	0,067	0,099	0,000	0,000
Bâtiment 2 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	7,12%	0,70%	0,47%	0,47%	0,23%
	Moyenne des infractions	1,294	0,870	0,479	0,182	0,243
Bâtiment 3 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	5,80%	1,54%	0,31%	0,92%	0,62%
	Moyenne des infractions	0,639	0,545	0,108	0,593	0,104
Bâtiment 4 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	10,10%	1,10%	0,28%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	3,039	0,366	0,004	0,000	0,000
Bâtiment 5 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	2,18%	0,97%	0,97%	0,97%
	Moyenne des infractions	1,732	0,352	0,347	0,264	0,264
Bâtiment 6 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	2,56%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,043	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 7 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	7,79%	8,66%	6,93%	6,93%	6,93%
	Moyenne des infractions	1,226	2,169	2,115	2,032	2,032
Bâtiment 8 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	8,80%	3,80%	2,28%	0,00%	0,38%
	Moyenne des infractions	1,814	3,346	3,144	0,000	1,798
Bâtiment 10 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,00%	0,31%	0,31%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,033	0,000	0,063	0,114	0,000
Quartier	Pourcentage d'infraction	4,71%	1,89%	1,25%	0,99%	0,91%
	Moyenne des infractions	0,990	0,771	0,642	0,330	0,444

TABLEAU 5.21 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "autoconsommation"

On remarque que seul l'horizon de 12h possède des infractions plus importantes que le contrôleur réactif, pour les bâtiment 5 et 7. Cela peut s'expliquer par le fait que cette valeur d'horizon est trop faible pour anticiper suffisamment les perturbations des conditions limites du ballon solaire. On observe d'ailleurs qu'il s'agit de la valeur d'horizon qui possède les moins bonnes performances moyennes avec 1.99% d'infraction. On élimine alors cette valeur d'horizon pour cette formulation de l'objectif.

Indicateurs de performances énergétiques. Le tableau 5.22 montre les résultats obtenus concernant les performances énergétiques et économiques :

	Contrôle Réactif	Variation d'horizon			
		12	24	36	48
Indicateurs de performances économiques et énergétiques					
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier	35,191 kWh	34,141 kWh	34,573 kWh	34,833 kWh	34,916 kWh
Coût de l'énergie consommée	757,12 €	690,05 €	687,65 €	689,14 €	690,98 €
Ecart relatif avec		8,86%	9,18%	8,98%	8,74%
Indicateurs de performances de l'autoconsommation					
Taux d'autoconsommation	18,5%	38,6%	43,8%	46,1%	46,0%
Taux d'autosuffisance	5,3%	11,3%	12,7%	13,2%	13,2%
Temps de calcul sur la durée de l'étude					
	3 181 s	2 589 s	2 725 s	5 324 s	5 359 s

TABLEAU 5.22 – Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "autoconsommation"

Pour les données de performances économiques, si l'on met de côté l'horizon de 12h, on compare alors les taux d'autoconsommation et d'autosuffisance pour les autres valeurs d'horizon. Or, les performances pour 24h d'horizon sont clairement en dessous des autres avec 43.8% et 12.7% contre 46.1% et 13.2% pour 36h et 46% et 13.2% pour 48h. afin de faire la différence entre les deux valeurs d'horizon restante, on peut revenir au tableau de performances du confort de fourniture de l'eau chaude sanitaire. Or l'horizon de 48h possèdent des performances moyennes supérieures (0.91% contre 0.99%), que l'on retrouve dans la tableau 5.21. Même si ces différences sont minimales, nous faisons alors le choix de conserver une valeur d'horizon de 48h pour cette formulation de la fonction coût.

Pour la suite, on va étudier les performances pour l'autre formulation de la fonction coût « économique ».

5.5.4.2 Formulation "économie"

Indicateurs de confort thermique dans les zones thermiques. Même remarque que pour la partie 5.5.3.3

Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire. Le tableau 5.23 montre les résultats obtenus concernant les performances de fourniture d'eau chaude sanitaire :

			Variation d'horizon				
			Contrôle Réactif	12	24	36	48
Bâtiment 0 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,00%	0,31%	0,31%	0,00%	
	Moyenne des infractions	0,033	0,000	0,001	0,072	0,000	
Bâtiment 1 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,62%	0,31%	0,31%	0,92%	
	Moyenne des infractions	0,043	0,055	0,069	0,019	0,037	
Bâtiment 2 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	7,12%	0,93%	0,47%	0,70%	0,47%	
	Moyenne des infractions	1,294	0,481	0,486	0,293	0,440	
Bâtiment 3 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	5,80%	3,08%	0,62%	0,62%	1,85%	
	Moyenne des infractions	0,639	0,731	0,074	2,314	1,256	
Bâtiment 4 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	10,10%	0,83%	0,00%	0,00%	0,28%	
	Moyenne des infractions	3,039	0,608	0,000	0,000	0,456	
Bâtiment 5 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	1,70%	3,88%	0,97%	1,21%	
	Moyenne des infractions	1,732	0,621	1,961	0,467	0,413	
Bâtiment 6 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	2,56%	1,23%	0,31%	0,00%	0,31%	
	Moyenne des infractions	0,043	0,104	0,047	0,000	0,019	
Bâtiment 7 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	7,79%	4,33%	9,96%	6,49%	6,49%	
	Moyenne des infractions	1,226	1,901	2,550	1,813	1,813	
Bâtiment 8 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	8,80%	1,14%	0,00%	0,38%	0,76%	
	Moyenne des infractions	1,814	0,145	0,000	0,261	0,358	
Bâtiment 10 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,00%	0,31%	0,31%	0,00%	
	Moyenne des infractions	0,033	0,000	0,001	0,072	0,000	

TABLEAU 5.23 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "économique"

On constate alors des taux d'infractions plus importants que le contrôle réactif pour les horizons de 12 et 24h, alors que les performances de confort sont toutes améliorées dans le cas d'horizon plus grand. Cela s'explique notamment par une plus grande anticipation qui permet d'obtenir ce niveau de performance. Cependant en considérant les taux moyens, toutes les valeurs d'horizon étudiées permettent d'obtenir de meilleures performances globales. Il ne s'agit pas d'un critère complètement discriminant à ce stade de l'étude.

Indicateurs de performances énergétiques. Le tableau 5.24 montre les résultats obtenus concernant les performances énergétiques et économiques :

	Contrôle Réactif	Variation d'horizon			
		12	24	36	48
Indicateurs de performances économiques et énergétiques					
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier	35,191 kWh	33,772 kWh	34,795 kWh	34,585 kWh	34,779 kWh
Coût de l'énergie consommée	757,12 €	693,28 €	690,78 €	694,05 €	698,12 €
Ecart relatif avec		8,43%	8,76%	8,33%	7,79%
Indicateurs de performances de l'autoconsommation					
Taux d'autoconsommation	18,5%	33,5%	44,9%	41,5%	41,6%
Taux d'autosuffisance	5,3%	9,9%	12,9%	12,0%	12,0%
Temps de calcul sur la durée de l'étude					
		2 381 s	2 879 s	5 804 s	7 026 s

TABLEAU 5.24 – Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'auto-suffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour différentes valeurs d'horizon pour la formulation "économie"

Concernant les performances économiques, on remarque ainsi de fortes économies pour toutes les valeurs d'horizon avec une amélioration allant de 7.79% à 8.76%. En tenant compte de ces données et des performances de fourniture d'eau chaude sanitaire (Tableau 5.23), on peut avancer que l'horizon de 36h paraît celle la plus performante. En effet, sur le volet économique, les performances sont du même ordre, mais comme il s'agit de l'horizon possédant les meilleures performances sur le volet de l'eau chaude sanitaire, nous faisons ici le choix de cette valeur pour la suite.

En résumé pour la suite de l'étude, un horizon de 48h va être appliquée pour la formulation « autoconsommation » et de 36 pour la formulation « économique », comme le montre la figure 5.35 :

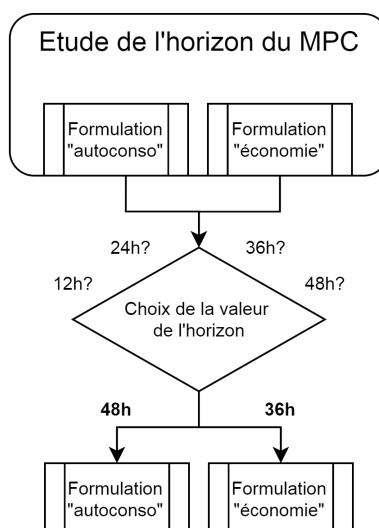


FIGURE 5.35 – Choix de l'horizon appliqué pour chaque formule de la fonction objectif pour la suite des travaux

Ainsi la dernière étude va compiler les paramètres de configuration obtenus lors des études précédentes afin d'effectuer une étude sur un mois en comparant quatre variantes différentes de

MPC, en faisant varier les variantes de modèles MPC possible et les prédicteurs disponibles.

5.5.5 Etude sur les variantes de modèles de zone thermique

Pour cette partie de l'étude, nous nous intéressons alors aux différentes variantes de zones thermiques, présentées dans la partie 4.2.2 du chapitre 4, ainsi qu'à deux types de prédicteurs, présentés dans la partie 2.2.3 du chapitre 2. Voici les différentes variantes qui vont être présentées par la suite :

- Une variante avec des modèles « détaillés » de zone thermique et un prédicteur parfait .
- Une variante avec des modèles « détaillés » de zone thermique et un prédicteur naïf.
- Une variante avec des modèles « sobres » de zone thermique et un prédicteur parfait .
- Une variante avec des modèles « sobres » de zone thermique et un prédicteur naïf.

L'étude s'étale sur un mois pour lequel chaque variante va être représentée par un MPC créé automatiquement. Le tableau 5.25 consigne les données de configuration qui seront appliquées pour chacune de ces variantes :

Paramètres de configuration	Unité ou Choix
Période d'optimisation	12 h
Temps d'initialisation	48h
Pas de temps d'optimisation	1/2 h
Précision du moteur de résolution	0.001
Limite d'arrêt du calcul d'optimisation	45 secondes

TABLEAU 5.25 – Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude des variantes de MPC

Pour rappel, le tableau 5.26 recense les choix effectués à l'aide des étude précédentes pour chaque formulation :

	Formulation « autoconso »	Formulation « économie »
Distribution	Décentralisée	Décentralisée
Coefficient de pondération	0.5	0.8
Horizon	48h	24h

TABLEAU 5.26 – Tableau récapitulatif des données de configuration pour l'étude des variantes de MPC

5.5.5.1 Formule "autoconsommation"

Indicateurs de confort thermique dans les zones thermiques. Le tableau 5.27 montre les résultats obtenus concernant les performances de confort thermique :

			Variation d'horizon			
		Contrôle Réactif	Parfait Détaillé	Parfait Sobre	Naïf Détaillé	Naïf Sobre
Bâtiment 0 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,10%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,508	0,000
Bâtiment 1 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 2 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,02%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,500	0,000
Bâtiment 3 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,02%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,501	0,000
Bâtiment 4 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,02%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,501	0,000
Bâtiment 5 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 6 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 7 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,07%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,504	0,000
Bâtiment 8 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,518	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 10 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,10%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,508	0,000
Quartier	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,03%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,052	0,000	0,000	0,302	0,000

TABLEAU 5.27 – Pourcentage et moyenne des infractions du confort thermique (référence des formules dans le tableau 5.13) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "autoconsommation"

Chaque variante de MPC est tout aussi performante voire meilleure que le contrôle réactif, à l'exception de la variante « Naïf Détaillé » qui possède de légères infractions de confort thermique.

Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire. Le tableau 5.28 montre les résultats obtenus concernant les performances de fourniture d'eau chaude sanitaire :

			Variation d'horizon			
		Contrôle Réactif	Parfait Détaillé	Parfait Sobre	Naïf Détaillé	Naïf Sobre
Bâtiment 0 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,87%	0,20%	0,87%	0,87%	0,87%
	Moyenne des infractions	0,058	0,046	0,058	0,058	0,058
Bâtiment 1 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,40%	1,54%	1,54%	1,54%
	Moyenne des infractions	0,054	0,081	0,054	0,054	0,054
Bâtiment 2 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	3,63%	1,48%	2,69%	2,41%	2,91%
	Moyenne des infractions	0,685	0,933	0,890	0,812	0,925
Bâtiment 3 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	4,94%	2,09%	3,52%	3,02%	3,57%
	Moyenne des infractions	0,740	1,025	1,271	1,087	1,492
Bâtiment 4 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	6,72%	2,19%	4,87%	3,15%	4,48%
	Moyenne des infractions	2,039	1,371	1,173	1,281	1,328
Bâtiment 5 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	5,39%	1,86%	3,40%	2,87%	2,87%
	Moyenne des infractions	0,779	0,963	0,661	0,664	0,526
Bâtiment 6 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,60%	1,54%	1,54%	1,54%
	Moyenne des infractions	0,054	0,100	0,054	0,054	0,054
Bâtiment 7 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	6,06%	3,94%	5,05%	5,45%	6,46%
	Moyenne des infractions	1,551	1,645	2,246	2,285	1,975
Bâtiment 8 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	5,89%	1,72%	3,01%	2,24%	2,84%
	Moyenne des infractions	1,479	0,761	1,261	1,476	1,203
Bâtiment 10 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,87%	0,20%	0,87%	0,87%	0,87%
	Moyenne des infractions	0,058	0,046	0,058	0,058	0,058
Quartier	Pourcentage d'infraction	3,74%	1,47%	2,74%	2,40%	2,80%
	Moyenne des infractions	0,750	0,697	0,773	0,783	0,767

TABLEAU 5.28 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "autoconsommation"

On remarque pour que l'ensemble des variantes possèdent des performances meilleures que celle du contrôle réactif. On remarque ainsi que la variante « naïve sobre » possèdent les moins bonnes performances avec un taux d'infraction plus élevé que celle du contrôleur réactif pour le bâtiment 7. Cependant les indicateurs démontrent ici de meilleures performances globales que celles obtenues par le contrôle réactif.

Indicateurs de performances énergétiques. Le tableau 5.29 montre les résultats obtenus concernant les performances énergétiques et économiques :

	Contrôle Réactif	Variation d'horizon			
		Parfait Détaillé	Parfait Sobre	Naïf Détaillé	Naïf Sobre
Indicateurs de performances économiques et énergétiques					
Production solaire	43,426 kWh	43,426 kWh	43,426 kWh	43,426 kWh	43,426 kWh
Consommation du quartier	166,948 kWh	163,266 kWh	162,282 kWh	163,023 kWh	162,312 kWh
Coût de l'énergie consommée	3 576,43 €	3 339,03 €	3 398,27 €	3 432,94 €	3 420,03 €
Ecart relatif avec		6,64%	4,98%	4,01%	4,37%
Indicateurs de performances de l'autoconsommation					
Taux d'autoconsommation	20,6%	38,5%	30,3%	29,5%	28,3%
Taux d'autosuffisance	5,4%	10,2%	8,1%	7,9%	7,6%
Temps de calcul sur la durée de l'étude					
	3 181 s	2 589 s	2 725 s	5 324 s	5 359 s

TABLEAU 5.29 – Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "autoconsommation"

En considérant cette variation de la fonction coût, les indicateurs de performance qui vont nous intéresser sont les taux d'autoconsommation et d'autosuffisance. Toutes les variantes améliorent ces indicateurs en comparaison du contrôleur réactif. Comme on pouvait s'y attendre, la variante « parfaite détaillée » possède des performances nettement supérieures à celles obtenues avec le contrôle réactif avec 38.5% contre 20.6% pour le taux d'autoconsommation et 10.2% contre 5.4% pour le taux d'autosuffisance. Cependant, les autres variantes permettent tout de même d'obtenir des performances supérieures avec un taux d'autoconsommation autour des 30% et un taux d'autosuffisance autour de 8%.

5.5.5.2 Formule "économie"

Indicateurs de confort thermique dans les zones thermiques. Le tableau 5.30 montre les résultats obtenus concernant les performances de confort thermique :

		Contrôle Réactif	Variation d'horizon			
			Parfait Détaillé	Parfait Sobre	Naïf Détaillé	Naïf Sobre
Bâtiment 0 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,05%	20,36%	16,31%	21,39%
	Moyenne des infractions	0,000	0,509	2,807	2,545	3,169
Bâtiment 1 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	16,85%	18,36%	21,04%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	1,954	2,198	2,771
Bâtiment 2 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 3 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 4 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 5 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 6 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	7,76%	9,86%	7,76%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	1,357	1,214	1,327
Bâtiment 7 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 8 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	Moyenne des infractions	0,518	0,000	0,000	0,000	0,000
Bâtiment 10 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,05%	20,36%	16,31%	21,39%
	Moyenne des infractions	0,000	0,509	2,807	2,545	3,169
Quartier	Pourcentage d'infraction	0,00%	0,01%	6,53%	6,08%	7,16%
	Moyenne des infractions	0,052	0,102	0,893	0,850	1,044

TABLEAU 5.30 – Pourcentage et moyenne des infractions du confort thermique (référence des formules dans le tableau 5.13) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "économie"

On remarque qu'en dehors de la variante « détaillée parfaite », les performances de confort thermique sont fortement dégradées. Au global, on observe un taux d'infraction de l'ordre de 7% avec une intensité de ces infractions autour de 1°C. Les bâtiments 0, 1, 6 et 10 possèdent alors des performances nettement dégradées avec des pourcentages autour de 7%, de 15% et de 20%. Cela constitue donc des taux assez élevés.

Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire. Le tableau 5.31 montre les résultats obtenus concernant les performances de fourniture d'eau chaude sanitaire :

			Variation d'horizon			
		Contrôle Réactif	Parfait Détaillé	Parfait Sobre	Naïf Détaillé	Naïf Sobre
Bâtiment 0 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,87%	0,47%	0,07%	0,47%	0,60%
	Moyenne des infractions	0,058	0,034	0,078	0,051	0,060
Bâtiment 1 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,67%	0,07%	0,13%	0,40%
	Moyenne des infractions	0,054	0,078	0,113	0,056	0,062
Bâtiment 2 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	3,63%	0,82%	0,93%	0,82%	1,10%
	Moyenne des infractions	0,685	0,971	0,935	0,687	1,349
Bâtiment 3 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	4,94%	1,32%	1,10%	1,70%	2,42%
	Moyenne des infractions	0,740	2,095	2,017	1,530	1,238
Bâtiment 4 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	6,72%	2,19%	2,19%	1,81%	1,72%
	Moyenne des infractions	2,039	0,930	0,947	1,741	1,797
Bâtiment 5 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	5,39%	1,12%	1,65%	0,64%	0,85%
	Moyenne des infractions	0,779	0,605	0,433	0,436	0,389
Bâtiment 6 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,60%	0,00%	0,40%	0,40%
	Moyenne des infractions	0,054	0,052	0,000	0,062	0,062
Bâtiment 7 <i>Résidentiel</i>	Pourcentage d'infraction	6,06%	3,64%	4,95%	4,75%	4,55%
	Moyenne des infractions	1,551	3,154	2,483	2,622	2,500
Bâtiment 8 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	5,89%	1,29%	1,98%	1,29%	1,29%
	Moyenne des infractions	1,479	1,454	1,406	0,893	0,750
Bâtiment 10 <i>Bureau</i>	Pourcentage d'infraction	0,87%	0,47%	0,07%	0,47%	0,60%
	Moyenne des infractions	0,058	0,034	0,078	0,051	0,060
Quartier	Pourcentage d'infraction	3,74%	1,26%	1,30%	1,25%	1,39%
	Moyenne des infractions	0,750	0,941	0,849	0,813	0,827

TABLEAU 5.31 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire (référence des formules dans le tableau 5.14) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "économie"

A contrario des performances du confort thermique dans les zones thermiques, les performances de fourniture de l'eau chaude sanitaire sont toutes améliorées par rapport au contrôleur réactif. De plus, on ne peut pas observer de différences notables entre les variantes. Ainsi, ces résultats montrent alors des performances plus qu'acceptables.

Indicateurs de performances énergétiques. Le tableau 5.32 montre les résultats obtenus concernant les performances énergétiques et économiques :

	Contrôle Réactif	Variation d'horizon			
		Parfait Détaillé	Parfait Sobre	Naïf Détaillé	Naïf Sobre
Indicateurs de performances économiques et énergétiques					
Production solaire	43,426 kWh	43,426 kWh	43,426 kWh	43,426 kWh	43,426 kWh
Consommation du quartier	166,948 kWh	160,528 kWh	163,389 kWh	160,855 kWh	162,341 kWh
Coût de l'énergie consommée	3 576,43 €	3 326,49 €	3 450,94 €	3 407,41 €	3 429,55 €
Ecart relatif avec		6,99%	3,51%	4,73%	4,11%
Indicateurs de performances de l'autoconsommation					
Taux d'autoconsommation	20,6%	32,4%	23,6%	25,3%	23,5%
Taux d'autosuffisance	5,4%	8,8%	6,3%	6,8%	6,3%
Temps de calcul sur la durée de l'étude					
	3 181 s	2 589 s	2 725 s	5 324 s	5 359 s

TABLEAU 5.32 – Coût de la consommation du quartier et taux d'autoconsommation et d'autosuffisance (référence des formules dans le tableau 5.12) pour 4 variantes de MPC pour la formulation "économie"

En considérant cette formulation l'indicateurs de performance qui va nous intéresser est le coût de la consommation du quartier. Toutes les variantes améliorent ces indicateurs en comparaison du contrôleur réactif. Comme on pouvait s'y attendre, la variante « parfaite détaillée » possède des performances nettement supérieures à celles obtenues avec le contrôle réactif avec 7% d'économie. Cependant, les autres variantes ne possèdent pas des améliorations aussi significatives, avec une économie de l'ordre de 4%.

5.5.6 Conclusions sur l'étude comparative des variantes

En conclusion, on peut remarquer que les performances globales sont très acceptables dans le cas de la formulation « autoconsommation » et ce pour toutes les variantes. Cela amène à penser qu'il n'est pas forcément utile d'avoir des prédicteurs et des modèles nécessairement très sophistiqués et détaillés. En effet, même avec un modèle plus sobre et un prédicteur naïf, on obtient des indicateurs de performances supérieurs à ceux obtenus avec le contrôleur réactif. Cela permet d'envisager leur utilisation pour ce type de fonction coût.

A l'inverse, pour la formulation « économique », on remarque que la précision et le détail du modèle ont un effet non négligeable sur la qualité des performances du MPC. Cela amène à penser que dans le cadre de ce type de fonction coût, il devient nécessaire de produire des prédictions assez précises avec un modèle qui prend en compte un maximum des paramètres disponible.

A ce stade, il reste encore des aspects à approfondir pour pouvoir statuer sur ces prémices de résultats sur l'importance des niveaux de détail de modèle et la précision des méthodes de prédiction. cette étude n'a pas valeur de preuve en l'état, mais a permis de montrer la flexibilité de l'outil générique de création de MPC à l'échelle d'un ilot urbain de 10 bâtiments.

5.6 Conclusion

Dans cette partie finale, nous avons d'abord pu mettre en avant les aspects essentiels de systèmes énergétiques et de leur gestion à l'échelle des bâtiments puis à celle du quartier. Cela nous a permis de prendre en mesure la complexité inhérente à la gestion de l'énergie à l'heure de la transition énergétique, avec une diversité d'acteurs de flux énergétique et d'éléments de plus en plus complexes. De plus nous avons pu voir dans quelle mesure les aspects morphologiques et sociaux d'un quartier pouvaient influencer les profils de consommation et pouvait permettre d'anticiper certains comportements d'un quartier à l'échelle macroscopique.

Ensuite, l'objectif était de pouvoir mettre en œuvre l'outil MPC dans la gestion énergétique d'un quartier virtuel. Ayant fait le choix d'un cas d'étude en autoconsommation collective, nous avons pu définir un plan d'action afin de pouvoir étudier différentes variantes de MPC en intégrant les modèles de zones et les prédicteurs disponibles au sein de l'architecture. La première étape de paramétrage a donc permis de pouvoir définir une configuration pour les MPC. Les tests sur les différents MPC ont alors permis de mettre en avant la flexibilité de l'outil, offrant alors divers choix de modèles et de prédictions. Ainsi, même si les modèles et les prédicteurs ont pu dégrader les performances d'un MPC par rapport à une référence de prédiction parfaite et des modèles plus détaillés, on a pu voir que certaines plus naïves et moins complexes peuvent avoir des performances intéressantes.

Bien qu'il reste encore beaucoup de travail à intégrer pour fournir un outil finalisé, à ce stade, nous avons pu mettre en valeur ses fonctionnalités et ses capacités dans un contexte de simulation, pour la régulation du chauffage, à une échelle d'une dizaine de bâtiments.

Chapitre 6

Conclusion générale et perspectives

6.1 Résultats et état d'avancement

Ces travaux de thèse ont été l'occasion de mettre en avant un outil de création générique de MPC permettant la gestion énergétique à la dimension du quartier. Le processus d'élaboration s'est fait en partant d'un système énergétique monté en échelle jusqu'à l'échelle du quartier. L'échelle du système énergétique a permis par l'intermédiaire de l'exemple d'un ballon solaire de décrire une composition en trois modules principaux :

- Un module permettant la modélisation du ballon solaire, en prenant en compte dans ce cas des caractéristiques du ballon ;
- Un module de calibration permettant l'identification des paramètres inconnus du ballon et l'initialisation de ses variables d'état
- Un module de prédiction, permettant de prédire sur un horizon futur les conditions limites du ballon.

Cette mise en place préparatoire nous a permis de définir les contours de l'architecture générique de l'outil de création de MPC. Basée sur une structure orienté-objet, elle permet alors la création, l'initialisation et la configuration d'un MPC pour un système énergétique donné, dans la limite de la base de modèles disponibles. Une fois couplée, elle permet d'implémenter une stratégie de contrôle anticipative en tenant compte des données relevées sur le système.

Cette architecture a d'abord été testée à l'échelle du bâtiment, ceci afin de mettre en évidence les différentes variantes de modèles de zones thermiques implémentées, disposant de leur propre module de calibration et de prédiction. Cela a permis de mettre en évidence, d'une part la cohérence mathématique du modèle et d'autre part des performances améliorées en comparaison à un contrôle réactif.

La dernière étape a permis de tester l'outil à l'échelle d'un quartier en autoconsommation collective. Cette montée en échelle nous a permis de décrire le fonctionnement de la création, l'initialisation et la configuration d'un MPC à l'aide de l'outil générique. Les phases de tests ont mis en avant les possibilités de configuration qu'offre l'outil en permettant la mise en place de différentes fonction d'optimisation et différents modèles de zones thermiques. De plus, la cohérence du modèle a pu être prouvée pour ensuite mettre en avant les résultats de la stratégie de contrôle à l'échelle quartier mettant en perspective l'influence des formulations du modèle d'optimisation l'importance du niveau de détail d'un modèle et de celle de la précision d'un prédicteur.

6.2 Limites et perspectives

Le premier point qui mériterait des travaux plus avancés réside dans le fait de tester le contrôle pour une régulation thermique uniquement en période hivernale. En effet, le cas d'étude s'est consacré uniquement sur la partie chauffage dans les bâtiments du quartier virtuel qui a servi de base d'étude. Or, même si la gestion du froid a été intégrée dans l'outil, un test similaire à celui développée au long de ce chapitre va devoir être mis en œuvre afin de pouvoir évaluer la pertinence de la gestion du froid avec l'outil de création de MPC.

Ensuite, la taille du quartier a été limitée à 10 bâtiments afin de pouvoir obtenir des temps de calculs plus rapides. Une échelle de quartier plus grande, de l'ordre de la centaine de bâtiments est tout à fait envisageable d'un point de vue architectural, mais les modèles et l'architecture devront être validés en amont. Il sera donc possible dans le futur de mettre en œuvre l'outil MPC à cette échelle de quartier, simplement avec des temps de calcul multipliés par 10, même si des problèmes non prévus peuvent apparaître à cette échelle. Cependant, il est possible de palier à ces aspects de coûts de calcul en envisageant de faire tourner les calculs sur un serveur dédié permettant alors de monter en capacité de calcul.

Pour intégrer la distribution décentralisée avec supervision dans l'outil de création de MPC, il serait possible d'adapter l'architecture pour implémenter un superviseur entre les sous-problèmes d'optimisation. L'idée serait de calculer une fonction objectif globale qui recevrait en entrée les optimisations indépendantes faites sur chaque bâtiment. Le superviseur renverrait ensuite à chaque bâtiment les données relatives aux consommations des autres bâtiments pour relancer un ensemble d'optimisations. Il faudrait également instaurer un seuil d'arrêt, comme par exemple un seuil minimal d'écart entre les valeurs de la fonction objectif globale à l'itération i et à $i+1$.

En ce qui concerne les problèmes d'optimisation implémentés pour les modèles de systèmes énergétiques disponibles dans l'architecture ainsi que la distribution du contrôle, on s'est volontairement ramené à un problème mono-objectif, avec des distribution centralisées ou décentralisées. Cette montée en complexité vers du multi-objectifs sortait du cadre des travaux de thèse, mais il s'agit de pistes à étudier demandant alors beaucoup de réflexion et quelques adaptations de l'architecture, si l'on souhaite conserver la logique générique.

Le cas du système réel a été écarté dans le cadre de ces travaux pour des raisons de problématiques de synchronisation à gérer. Le procédé mis en place dans cette thèse consistant à partir d'un système énergétique unitaire pour monter étape par étape permettrait d'envisager l'échelle d'un quartier entier en mettant en place un système de connexion à des systèmes réels de ce type. En réglant les problématiques rencontrées à l'échelle d'un système, d'un bâtiment puis d'un quartier, il devient alors possible d'intégrer des notions de synchronisation pour pouvoir coupler le contrôle par le biais de l'outil de création.

Enfin, de nombreux systèmes énergétiques ne sont pas encore intégrés dans l'outil (cogénération, pompes à chaleur, éoliennes, géothermie...). Les modèles devront être intégrés d'une manière similaire à ceux présents et donc être associés à des modules de prédiction et de calibration spécifiques. Chaque modèle devra tenir compte des équations physiques, des contraintes et des objectifs, tout en recensant les paramètres (binaires ou non) du modèle, comme ceux établis pour les modèles de zones thermiques et de ballon d'eau chaude. En effet, en prenant l'exemple d'une PAC, elle peut être intégrée à une échelle générique en tant que générateur, mais ses équations physiques, ses contraintes propres ne sont pas prises en compte pour le moment, et consisterait en un modèle à part entière. Le principe d'intégration est dès lors, comme à chaque fois, l'intégration d'un modèle spécifique prenant en compte ses bilans énergétiques, les pluralités de flux énergétiques ainsi que la prédiction de ses conditions limites et sa calibration.

Annexe A

Annexes

A.1 Caractéristiques thermiques de matériau BTP

Provenant d'un article dédié [82] pour lesquels on retrouve le tableau récapitulatif suivant :

Matériau	Chaleur spécifique $K \cdot K^{-1} \cdot kg^{-1}$	Densité $kg \cdot m^{-3}$	Epaisseur moyenne mm
Béton	1000	0.278	1900
Brique perforée	1000	0.278	900
PCM	1500	0.417	750
Isolation thermique	840	0.233	21
OSB	1210	0.336	650

TABLEAU A.1 – Caractéristiques thermiques de matériau utilisés dans le bâtiment

A.2 Comparaison de deux outils permettant de résoudre des problèmes du moindre carrés dans le cadre de l'identification de paramètre : `curve_fit` et `lm_fit`

A.2.1 `Curve_fit`

La première méthode fournie par Python est dans la library `scipy` avec la méthode `curve-fit` qui utilise la méthode des moindres carrés afin d'identifier les paramètres RC du modèle. Le modèle est ici représenté par sa fonction d'état couplé avec un filtre de Kalman, pour lequel on fournit la mesure effectuée sur la variable d'état mesurée, et les perturbations que sont la température extérieure, les gains internes et les apports thermiques du régulateur. Un set de paramètres RC est ainsi calculé, donnant en sortie un profil de température plus ou moins proche de la mesure.

Même si cette méthode a pour avantage sa simplicité d'exécution, en témoigne son utilisation dans les travaux de S. Rouchier [62] pour ce type d'analyse qui a servi d'inspiration pour cette implémentation, elle est limitée par le fait que pour un modèle donné, il n'est pas possible de modifier la variabilité ou non de cette variable. De plus, les bornes configurées ne sont prises en compte uniquement à l'initialisation, et donc la variable d'état inconnue du système, à savoir la température du mur, ne peut être bornée qu'à la valeur initiale et non pour les suivantes.

A.2.2 `lm_fit`

Ce module [83] permet donc de résoudre un modèle inverse avec la méthode des moindres carrés. Sa spécificité réside dans la possibilité d'une instance d'une classe appelée `Parameter`. Cette classe crée un objet qui peut être variable ou non, pour lequel on peut assigner une valeur ou non et qui peut être borné ou non. Ainsi, en utilisant plusieurs instances de cette classe, il devient possible de créer un modèle inverse qui intègre les bornes adéquates pour l'ensemble du profil de température du mur calculé dans le cadre de l'identification. Le modèle est le même dans les deux cas intégrant un filtre de Kalman [62] qui permet de grandement accélérer et affiner les résultats obtenus. Parmi ces deux possibilités, une comparaison s'est imposée pour pouvoir choisir lequel des deux permet d'obtenir les meilleurs résultats.

A.2.2.1 Comparaison des deux outils de résolution par la méthode des moindres carrés

Pour pouvoir comparer ces deux outils, on se concentre sur un des deux bâtiments qui sont modélisés dans la suite de ce chapitre. On considère ici un bureau de 8m de long sur 10m de large, sur 4 étages, qui sert de modèle-test dont les résultats des analyses de sensibilité seront présentés dans cette partie afin de mettre en perspective le schéma mis en place.

Afin de pouvoir les comparer, il a été choisi une journée en Janvier comme journée-test et une journée en Février comme validation. L'objectif ici est d'effectuer un grand nombre de fois la résolution du problème inverse avec les deux méthodes pour près de 4000 combinaisons de valeurs initiales pour les valeurs RC. Ces combinaisons sont créées à l'aide d'un crénelage de Morris, méthode qui sera développée dans la suite du chapitre. Deux indicateurs sont utilisés pour leur comparaison.

Le premier et le plus simple, ici noté `max`, est la moyenne sur l'ensemble des tests de l'écart maximale entre la sortie calculée au i -ème test et la mesure. L'autre, noté `RMSE` (root-mean-square en anglais), est la moyenne de chaque erreur quadratique. L'erreur quadratique étant racine carrée de la somme des écarts au carré entre la mesure et l'estimation divisé par la durée total d'observation :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_0^{\Delta T} (T_{ext}^t [t]^2 - T_{obs}^t [t]^2)}{\Delta T}} \quad (\text{A.1})$$

Si l'on s'en fit aux résultats obtenus pour la journée test, on remarque que les deux outils donnent des résultats relativement similaires, pour un temps de calcul dans le même ordre de grandeur. Par contre, lm_fit permet d'obtenir des résultats plus proche pour ce qui est de la journée de validation, qui sont bien plus dégradés pour ce qui est de la méthode curve_fit.

		Test	Validation
Curve_fit	RMSE	1,07E-08	5,48E-03
	max	5,05E-04	1,08E-01
lm_fit	RMSE	4,62E-08	1,18E-07
	max	9,03E-04	1,27E-03

Ainsi, la méthode lm_fit sera celle utilisé pour appliquer la méthode des moindres carrés dans le reste de ces travaux, et sera intégré dans la méthode globale d'estimation des paramètres du MPC. Mais cela n'est pas suffisant en tant que tel, car ce qui résulte également de cette étude est qu'il existe une grande dispersion de ces paramètres si l'on s'en réfère aux différents résultats obtenus. C'est donc quelque chose à prendre en compte pour affiner la procédure d'indentification que l'on souhaite ainsi créer

A.3 Nomenclature des éléments de représentation graphique du modeleur OMEG'Alpes

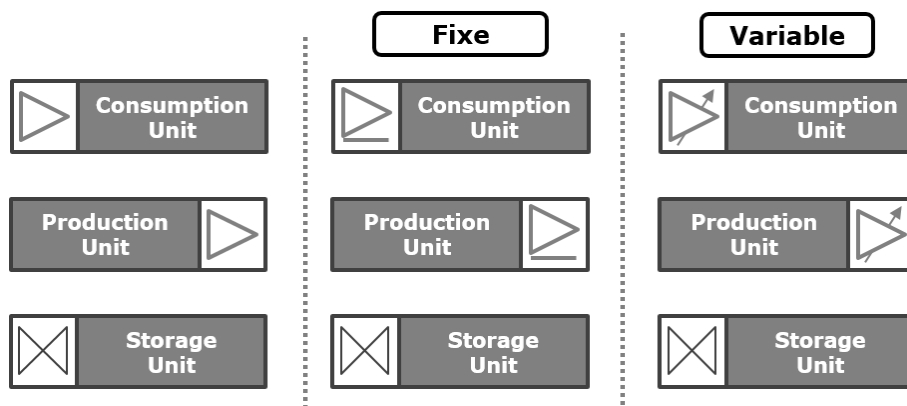


FIGURE A.1 – Convention graphique pour la représentation des unités énergétiques

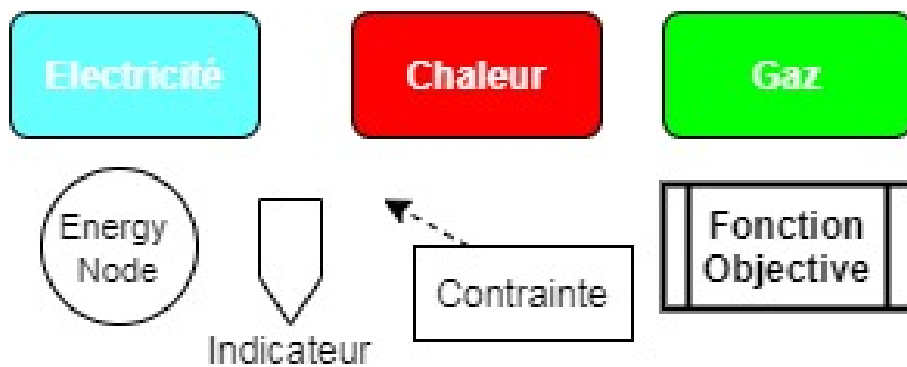


FIGURE A.2 – Convention graphique pour la représentation des vecteurs d'énergie, des contraintes et des fonctions objectif

A.4 Résultats qualitatif de l'étude comparative entre les distributions centralisées et décentralisées

A.4.1 Formulation "autoconsommation"

A.4.1.1 Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire (Tableau A.2)

			Centralized			Decentralized		
			Variations d'alpha					
			Contrôle Réactif			0,25	0,5	0,75
Bâtiment 0	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,00%	0,00%	0,00%	0,92%	0,31%	0,62%
	<i>Bureau</i> Moyenne des infractions	0,033	0,000	0,000	0,000	0,033	0,040	0,046
Bâtiment 1	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,31%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
	<i>Résidentiel</i> Moyenne des infractions	0,043	0,044	0,000	0,000	0,033	0,040	0,046
Bâtiment 2	Pourcentage d'infraction	7,12%	0,23%	0,23%	0,00%	0,47%	0,70%	0,93%
	<i>Résidentiel</i> Moyenne des infractions	1,294	0,451	0,451	0,000	0,488	0,922	0,885
Bâtiment 3	Pourcentage d'infraction	5,80%	0,31%	0,62%	0,31%	1,23%	1,85%	2,77%
	<i>Résidentiel</i> Moyenne des infractions	0,639	0,108	0,825	0,108	0,607	0,644	0,646
Bâtiment 4	Pourcentage d'infraction	10,10%	0,00%	0,00%	0,00%	1,38%	0,83%	1,10%
	<i>Résidentiel</i> Moyenne des infractions	3,039	0,000	0,000	0,000	0,414	0,609	0,822
Bâtiment 5	Pourcentage d'infraction	1,54%	0,24%	0,73%	1,70%	1,46%	2,18%	1,70%
	<i>Bureau</i> Moyenne des infractions	1,732	0,692	0,601	0,952	0,469	0,556	0,619
Bâtiment 6	Pourcentage d'infraction	2,56%	0,00%	0,00%	0,31%	0,00%	0,31%	0,31%
	<i>Résidentiel</i> Moyenne des infractions	0,043	0,000	0,000	0,044	0,469	0,611	0,661
Bâtiment 7	Pourcentage d'infraction	7,79%	2,16%	2,16%	2,16%	4,76%	6,93%	6,06%
	<i>Résidentiel</i> Moyenne des infractions	1,226	1,587	1,587	1,587	1,322	2,285	1,523
Bâtiment 8	Pourcentage d'infraction	8,80%	0,00%	0,00%	0,00%	1,52%	0,76%	4,56%
	<i>Bureau</i> Moyenne des infractions	1,814	0,000	0,000	0,000	1,929	1,952	2,159
Bâtiment 10	Pourcentage d'infraction	0,92%	0,00%	0,00%	0,00%	0,92%	0,31%	0,62%
	<i>Bureau</i> Moyenne des infractions	0,033	0,000	0,000	0,000	0,676	1,992	1,125

TABLEAU A.2 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α

A.4.1.2 Indicateurs de performances énergétiques (Tableau A.3)

		Centralisée		
		Variations d'alpha		
		Contrôle Réactif	0,25	0,5
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier	35,191 kWh	37,465 kWh	38,837 kWh	0,833 kWh
Coût de l'énergie consommée	757,12 €	776,49 €	829,11 €	832,63 €
Ecart relatif		-2,56%	-9,51%	-9,97%
Taux d'autoconsommation	18,5%	32,0%	30,5%	30,5%
Taux d'autosuffisance	5,3%	8,6%	7,9%	7,8%
		Décentralisée		
		0,25	0,5	0,75
Production solaire		10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier		34,514 kWh	34,141 kWh	33,665 kWh
Coût de l'énergie consommée		703,89 €	690,05 €	691,51 €
Ecart relatif		7,03%	8,86%	8,67%
Taux d'autoconsommation		36,3%	38,6%	33,5%
Taux d'autosuffisance		10,5%	11,3%	10,0%

TABLEAU A.3 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α

A.4.2 Formulation "économie"

A.4.2.1 Indicateurs de performances de fourniture d'eau chaude sanitaire (Tableau A.4)

		Centralisée			Décentralisée		
		Variations d'alpha					
		0,25	0,5	0,75	0,25	0,5	0,75
	Contrôle Réactif						
Pourcentage d'infraction	0,92%	0,92%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,31%
Moyenne des infractions	0,033	0,070	0,000	0,000	0,000	0,000	0,078
Pourcentage d'infraction	1,54%	1,54%	0,00%	0,00%	0,62%	0,62%	0,31%
Moyenne des infractions	0,043	0,043	0,000	0,000	0,043	0,061	0,012
Pourcentage d'infraction	7,12%	1,40%	1,40%	1,64%	0,70%	1,40%	1,17%
Moyenne des infractions	1,294	0,454	0,583	0,713	0,582	1,857	0,267
Pourcentage d'infraction	5,80%	2,46%	1,54%	0,92%	1,23%	2,77%	2,46%
Moyenne des infractions	0,639	1,045	1,016	0,090	0,551	0,787	0,585
Pourcentage d'infraction	10,10%	1,10%	0,28%	0,00%	0,83%	1,38%	0,83%
Moyenne des infractions	3,039	1,023	0,309	0,000	0,608	0,806	0,608
Pourcentage d'infraction	1,54%	2,18%	0,73%	0,97%	1,94%	2,18%	1,70%
Moyenne des infractions	1,732	0,312	0,481	1,342	0,611	0,552	0,621
Pourcentage d'infraction	2,56%	0,62%	0,31%	0,62%	0,62%	0,31%	1,23%
Moyenne des infractions	0,043	0,108	0,044	0,072	0,095	0,104	0,065
Pourcentage d'infraction	7,79%	3,90%	2,60%	3,03%	6,06%	6,06%	6,06%
Moyenne des infractions	1,226	2,810	1,637	1,193	2,247	2,297	2,247
Pourcentage d'infraction	8,80%	3,80%	0,38%	0,38%	1,14%	3,04%	1,14%
Moyenne des infractions	1,814	1,211	0,190	0,225	0,717	1,429	0,922
Pourcentage d'infraction	0,92%	0,92%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,31%
Moyenne des infractions	0,033	0,070	0,000	0,000	0,000	0,000	0,078

TABLEAU A.4 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α

A.4.2.2 Indicateurs de performances énergétiques (Tableau A.5)

	Contrôle Réactif	Centralized		
		Variations d'alpha		
		0,25	0,5	0,75
Production solaire	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier	35,191 kWh	38,934 kWh	37,947 kWh	38,161 kWh
Coût de l'énergie consommée	757,12 €	801,13 €	754,72 €	771,53 €
Ecart relatif avec		-5,81%	0,32%	-1,90%
Taux d'autoconsommation	18,5%	36,7%	47,4%	44,5%
Taux d'autosuffisance	5,3%	9,4%	12,5%	11,7%
		Decentralized		
		0,25	0,5	0,75
Production solaire		10,015 kWh	10,015 kWh	10,015 kWh
Consommation du quartier		33,877 kWh	34,125 kWh	33,756 kWh
Coût de l'énergie consommée		690,36 €	693,68 €	688,53 €
Ecart relatif avec		8,82%	8,38%	9,06%
Taux d'autoconsommation		35,8%	37,1%	36,5%
Taux d'autosuffisance		10,6%	10,9%	10,8%

TABLEAU A.5 – Pourcentage et moyenne des infractions pour la fourniture d'eau chaude sanitaire en fonction de α

A.5 Fichier de configuration des logements et occupants pour le chapitre 5

Listing A.1 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d'optimisation de centrale de production photovoltaïque

```
{ "1": {},
  "2": { "dwg_0": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Employed", "occ_2": "Unemployed" },
    "dwg_1": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Employed" },
    "dwg_2": { "occ_0": "Unemployed" },
    "dwg_3": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Unemployed" },
    "dwg_4": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Unemployed" },
    "dwg_5": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Student", "occ_2": "Unemployed" } },
  "3": { "dwg_0": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Unemployed" },
    "dwg_1": { "occ_0": "Unemployed" },
    "dwg_2": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Student" },
    "dwg_3": { "occ_0": "Employed" },
    "dwg_4": { "occ_0": "Unemployed", "occ_1": "Employed" },
    "dwg_5": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Unemployed", "occ_2": "Student" } },
  "4": { "dwg_0": { "occ_0": "Student" },
    "dwg_1": { "occ_0": "Unemployed", "occ_1": "Student", "occ_2": "Unemployed" },
    "dwg_2": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Student", "occ_2": "Student" },
    "dwg_3": { "occ_0": "Employed" },
    "dwg_4": { "occ_0": "Student" },
    "dwg_5": { "occ_0": "Unemployed" } },
  "5": { "dwg_0": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Student", "occ_2": "Unemployed" },
    "dwg_1": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Employed", "occ_2": "Student" },
    "dwg_2": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Student", "occ_2": "Unemployed" },
    "dwg_3": { "occ_0": "Student", "occ_1": "Student", "occ_2": "Unemployed" },
    "dwg_4": { "occ_0": "Unemployed", "occ_1": "Unemployed", "occ_2": "Employed" },
    "dwg_5": { "occ_0": "Unemployed", "occ_1": "Unemployed", "occ_2": "Employed" } },
  "6": {},
  "7": { "dwg_0": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Unemployed" },
    "dwg_1": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Student" } },
  "8": { "dwg_0": { "occ_0": "Student" },
    "dwg_1": { "occ_0": "Unemployed", "occ_1": "Employed" },
    "dwg_2": { "occ_0": "Employed", "occ_1": "Unemployed" } },
  "9": {},
  "0": {} }
```

A.6 Fichier de configuration des équipements de chaque logement pour le chapitre 5

Listing A.2 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d’optimisation de centrale de production photovoltaïque

```
{
  "1": {},
  "2": {
    "dwg_0": {
      "Fridge": "dwg_0_fridge",
      "Freezer": "dwg_0_freezer",
      "CookTop": "dwg_0_cooktop",
      "Oven": "dwg_0_oven",
      "DishWasher": {},
      "WashingMachine": {},
      "Dryer": {},
      "Television": "dwg_0_television",
      "LaptopComputer": {
        "occ_0": "dwg_0_occ_0_laptop",
        "occ_1": "dwg_0_occ_1_laptop",
        "occ_2": "dwg_0_occ_2_laptop"
      },
      "DesktopComputer": "dwg_0_desktopcomputer",
      "Lighting": "dwg_0_lighting",
      "Box": "dwg_0_box",
      "Charger": {
        "occ_0": "dwg_0_occ_0_charger",
        "occ_1": "dwg_0_occ_1_charger",
        "occ_2": "dwg_0_occ_2_charger"
      },
      "dwg_1": {
        "Fridge": "dwg_1_fridge",
        "Freezer": "dwg_1_freezer",
        "CookTop": "dwg_1_cooktop",
        "Oven": "dwg_1_oven",
        "DishWasher": {},
        "WashingMachine": "dwg_1_washingmachine",
        "Dryer": {},
        "Television": "dwg_1_television",
        "LaptopComputer": {
          "occ_0": "dwg_1_occ_0_laptop",
          "occ_1": "dwg_1_occ_1_laptop",
          "occ_2": "dwg_1_occ_2_laptop"
        },
        "DesktopComputer": "dwg_1_desktopcomputer",
        "Lighting": "dwg_1_lighting",
        "Box": "dwg_1_box",
        "Charger": {
          "occ_0": "dwg_1_occ_0_charger",
          "occ_1": "dwg_1_occ_1_charger",
          "occ_2": "dwg_1_occ_2_charger"
        },
        "dwg_2": {
          "Fridge": "dwg_2_fridge",
          "Freezer": "dwg_2_freezer",
          "CookTop": "dwg_2_cooktop",
          "Oven": "dwg_2_oven",
          "DishWasher": "dwg_2_dishwasher",
          "WashingMachine": "dwg_2_washingmachine",
          "Dryer": {},
          "Television": "dwg_2_television",
          "LaptopComputer": {
            "occ_0": "dwg_2_occ_0_laptop",
            "occ_1": "dwg_2_occ_1_laptop",
            "occ_2": "dwg_2_occ_2_laptop"
          },
          "DesktopComputer": {},
          "Lighting": "dwg_2_lighting",
          "Box": "dwg_2_box",
          "Charger": {
            "occ_0": "dwg_2_occ_0_charger",
            "occ_1": "dwg_2_occ_1_charger",
            "occ_2": "dwg_2_occ_2_charger"
          },
          "dwg_3": {
            "Fridge": "dwg_3_fridge",
            "Freezer": "dwg_3_freezer",
            "CookTop": "dwg_3_cooktop",
            "Oven": "dwg_3_oven",
            "DishWasher": {},
            "WashingMachine": "dwg_3_washingmachine",
            "Dryer": "dwg_3_dryer",
            "Television": "dwg_3_television",
            "LaptopComputer": {
              "occ_0": "dwg_3_occ_0_laptop",
              "occ_1": "dwg_3_occ_1_laptop",
              "occ_2": "dwg_3_occ_2_laptop"
            },
            "DesktopComputer": {},
            "Lighting": "dwg_3_lighting",
            "Box": "dwg_3_box",
            "Charger": {
              "occ_0": "dwg_3_occ_0_charger",
              "occ_1": "dwg_3_occ_1_charger",
              "occ_2": "dwg_3_occ_2_charger"
            },
            "dwg_4": {
              "Fridge": "dwg_4_fridge",
              "Freezer": "dwg_4_freezer",
              "CookTop": "dwg_4_cooktop",
              "Oven": "dwg_4_oven",
              "DishWasher": "dwg_4_dishwasher",
              "WashingMachine": {},
              "Dryer": {},
              "Television": {},
              "LaptopComputer": {
                "occ_1": "dwg_4_occ_1_laptop"
              },
              "DesktopComputer": {},
              "Lighting": "dwg_4_lighting",
              "Box": "dwg_4_box",
              "Charger": {
                "occ_0": "dwg_4_occ_0_charger",
                "occ_1": "dwg_4_occ_1_charger",
                "occ_2": "dwg_4_occ_2_charger"
              },
              "dwg_5": {
                "Fridge": "dwg_5_fridge",
                "Freezer": {},
                "CookTop": "dwg_5_cooktop",
                "Oven": "dwg_5_oven",
                "DishWasher": {}
              }
            }
          }
        }
      }
    }
  }
}
```

```

"WashingMachine": "dwg_5_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_5_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_5_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_5_occ_1_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_5_lighting",
"Box": "dwg_5_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_5_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_5_occ_1_charger"}},
"3": {"dwg_0": {"Fridge": "dwg_0_fridge",
"Freezer": "dwg_0_freezer",
"CookTop": "dwg_0_cooktop",
"Oven": "dwg_0_oven",
"DishWasher": "dwg_0_dishwasher",
"WashingMachine": "dwg_0_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_0_television",
"LaptopComputer": {"occ_1": "dwg_0_occ_1_laptop",
"occ_2": "dwg_0_occ_2_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_0_lighting",
"Box": "dwg_0_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_0_occ_1_charger",
"occ_2": "dwg_0_occ_2_charger"}},
"dwg_1": {"Fridge": "dwg_1_fridge",
"Freezer": "dwg_1_freezer",
"CookTop": "dwg_1_cooktop",
"Oven": "dwg_1_oven",
"DishWasher": "dwg_1_dishwasher",
"WashingMachine": "dwg_1_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_1_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_1_lighting",
"Box": "dwg_1_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_charger"}},
"dwg_2": {"Fridge": "dwg_2_fridge",
"Freezer": "dwg_2_freezer",
"CookTop": "dwg_2_cooktop",
"Oven": "dwg_2_oven",
"DishWasher": {},
"WashingMachine": "dwg_2_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_2_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_2_occ_0_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_2_lighting",
"Box": "dwg_2_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_2_occ_0_charger"}},
"dwg_3": {"Fridge": "dwg_3_fridge",
"Freezer": "dwg_3_freezer",
"CookTop": "dwg_3_cooktop",
"Oven": "dwg_3_oven",
"DishWasher": {},
"WashingMachine": "dwg_3_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_3_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_3_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_3_occ_1_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_3_lighting",
"Box": "dwg_3_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_3_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_3_occ_1_charger"}},
"dwg_4": {"Fridge": "dwg_4_fridge",
"Freezer": "dwg_4_freezer",
"CookTop": "dwg_4_cooktop",
"Oven": "dwg_4_oven",
"DishWasher": {},
"WashingMachine": "dwg_4_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_4_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_4_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_4_occ_1_laptop"},
"DesktopComputer": "dwg_4_desktopcomputer",
"Lighting": "dwg_4_lighting",
"Box": "dwg_4_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_4_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_4_occ_1_charger"}},
"dwg_5": {"Fridge": "dwg_5_fridge",
"Freezer": "dwg_5_freezer",
"CookTop": "dwg_5_cooktop",
"Oven": "dwg_5_oven",
"DishWasher": {},
"WashingMachine": "dwg_5_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": "dwg_5_television",
"LaptopComputer": {"occ_1": "dwg_5_occ_1_laptop",
"occ_2": "dwg_5_occ_2_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_5_lighting",
"Box": "dwg_5_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_5_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_5_occ_1_charger",
"occ_2": "dwg_5_occ_2_charger"}},
"4": {"dwg_0": {"Fridge": "dwg_0_fridge",

```

```

"Freezer": {},
"CookTop": "dwg_0_cooktop",
'Oven': "dwg_0_oven",
'DishWasher': {},
'WashingMachine': "dwg_0_washingmachine",
'Dryer': {}, "Television": "dwg_0_television",
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer": {},
'Lighting": "dwg_0_lighting",
'Box": "dwg_0_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_charger"}},
'dwg_1": {"Fridge": "dwg_1_fridge",
'Freezer": {},
'CookTop": "dwg_1_cooktop",
'Oven": "dwg_1_oven",
'DishWasher": "dwg_1_dishwasher",
'WashingMachine": "dwg_1_washingmachine",
'Dryer": "dwg_1_dryer",
'Television": "dwg_1_television",
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer": {},
'Lighting": "dwg_1_lighting",
'Box": "dwg_1_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_charger",
'occ_1": "dwg_1_occ_1_charger"}},
'dwg_2": {"Fridge": "dwg_2_fridge",
'Freezer": "dwg_2_freezer",
'CookTop": "dwg_2_cooktop",
'Oven": "dwg_2_oven",
'DishWasher": {},
'WashingMachine": "dwg_2_washingmachine",
'Dryer": {},
'Television": "dwg_2_television",
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_2_occ_0_laptop",
'occ_1": "dwg_2_occ_1_laptop",
'occ_2": "dwg_2_occ_2_laptop"},
'DesktopComputer": "dwg_2_desktopcomputer",
'Lighting": "dwg_2_lighting",
'Box": "dwg_2_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_2_occ_0_charger",
'occ_1": "dwg_2_occ_1_charger",
'occ_2": "dwg_2_occ_2_charger"}},
'dwg_3": {"Fridge": "dwg_3_fridge",
'Freezer": {},
'CookTop": "dwg_3_cooktop",
'Oven": "dwg_3_oven",
'DishWasher": {},
'WashingMachine": "dwg_3_washingmachine",
'Dryer": {},
'Television": "dwg_3_television",
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_3_occ_0_laptop",
'occ_1": "dwg_3_occ_1_laptop"},
'DesktopComputer": {},
'Lighting": "dwg_3_lighting",
'Box": "dwg_3_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_3_occ_0_charger",
'occ_1": "dwg_3_occ_1_charger"}},
'dwg_4": {"Fridge": "dwg_4_fridge",
'Freezer": "dwg_4_freezer",
'CookTop": "dwg_4_cooktop",
'Oven": "dwg_4_oven",
'DishWasher": "dwg_4_dishwasher",
'WashingMachine": "dwg_4_washingmachine",
'Dryer": {},
'Television": "dwg_4_television",
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_4_occ_0_laptop",
'occ_1": "dwg_4_occ_1_laptop"},
'DesktopComputer": "dwg_4_desktopcomputer",
'Lighting": "dwg_4_lighting",
'Box": "dwg_4_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_4_occ_0_charger",
'occ_1": "dwg_4_occ_1_charger"}},
'dwg_5": {"Fridge": "dwg_5_fridge",
'Freezer": "dwg_5_freezer",
'CookTop": "dwg_5_cooktop",
'Oven": "dwg_5_oven",
'DishWasher": {},
'WashingMachine": "dwg_5_washingmachine",
'Dryer": {},
'Television": {},
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_5_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer": {},
'Lighting": "dwg_5_lighting",
'Box": "dwg_5_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_5_occ_0_charger"}},
'5": {"dwg_0": {"Fridge": "dwg_0_fridge",
'Freezer": "dwg_0_freezer",
'CookTop": "dwg_0_cooktop",
'Oven": "dwg_0_oven",
'DishWasher": {},
'WashingMachine": "dwg_0_washingmachine",
'Dryer": {},
'Television": {},
'LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer": "dwg_0_desktopcomputer",
'Lighting": "dwg_0_lighting",
'Box": "dwg_0_box",
'Charger": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_charger"}},
'dwg_1": {"Fridge": "dwg_1_fridge",

```

```

"Freezer": {},
"CookTop": "dwg_1_cooktop",
'Oven': "dwg_1_oven",
'DishWasher': {},
'WashingMachine': "dwg_1_washingmachine",
'Dryer': {},
'Television': "dwg_1_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_1_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer': "dwg_1_desktopcomputer",
'Lighting': "dwg_1_lighting",
'Box': "dwg_1_box",
'Charger': {"occ_0": "dwg_1_occ_0_charger"}},
"dwg_2": {"Fridge": "dwg_2_fridge",
'Freezer': "dwg_2_freezer",
'CookTop': "dwg_2_cooktop",
'Oven': "dwg_2_oven",
'DishWasher': {},
'WashingMachine': "dwg_2_washingmachine",
'Dryer': {},
'Television': "dwg_2_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_2_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer': {},
'Lighting': "dwg_2_lighting",
'Box': "dwg_2_box",
'Charger': {"occ_0": "dwg_2_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_2_occ_1_charger",
"occ_2": "dwg_2_occ_2_charger"}},
"dwg_3": {"Fridge": "dwg_3_fridge",
'Freezer': "dwg_3_freezer",
'CookTop': "dwg_3_cooktop",
'Oven': "dwg_3_oven",
'DishWasher': "dwg_3_dishwasher",
'WashingMachine': "dwg_3_washingmachine",
'Dryer': "dwg_3_dryer",
'Television': "dwg_3_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_3_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_3_occ_1_laptop"},
'DesktopComputer': {},
'Lighting': "dwg_3_lighting",
'Box': "dwg_3_box",
'Charger': {"occ_0": "dwg_3_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_3_occ_1_charger"}},
"dwg_4": {"Fridge": "dwg_4_fridge",
'Freezer': "dwg_4_freezer",
'CookTop': "dwg_4_cooktop",
'Oven': "dwg_4_oven",
'DishWasher': "dwg_4_dishwasher",
'WashingMachine': {},
'Dryer': "dwg_4_dryer",
'Television': "dwg_4_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_4_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_4_occ_1_laptop",
"occ_2": "dwg_4_occ_2_laptop"},
'DesktopComputer': {},
'Lighting': "dwg_4_lighting",
'Box': "dwg_4_box",
'Charger': {"occ_0": "dwg_4_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_4_occ_1_charger",
"occ_2": "dwg_4_occ_2_charger"}},
"dwg_5": {"Fridge": "dwg_5_fridge",
'Freezer': "dwg_5_freezer",
'CookTop': "dwg_5_cooktop",
'Oven': "dwg_5_oven",
'DishWasher': "dwg_5_dishwasher",
'WashingMachine': "dwg_5_washingmachine",
'Dryer': {},
'Television': "dwg_5_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_5_occ_0_laptop"},
'DesktopComputer': {},
'Lighting': "dwg_5_lighting",
'Box': "dwg_5_box",
'Charger': {"occ_0": "dwg_5_occ_0_charger"}},
"6": {},
"7": {"Fridge": "dwg_0_fridge",
'Freezer': "dwg_0_freezer",
'CookTop': "dwg_0_cooktop",
'Oven': "dwg_0_oven",
'DishWasher': {},
'WashingMachine': "dwg_0_washingmachine",
'Dryer': "dwg_0_dryer",
'Television': "dwg_0_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_0_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_0_occ_1_laptop",
"occ_2": "dwg_0_occ_2_laptop"},
'DesktopComputer': {},
'Lighting': "dwg_0_lighting",
'Box': "dwg_0_box",
'Charger': {"occ_0": "dwg_0_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_0_occ_1_charger",
"occ_2": "dwg_0_occ_2_charger"}},
"dwg_1": {"Fridge": "dwg_1_fridge",
'Freezer': "dwg_1_freezer",
'CookTop': "dwg_1_cooktop",
'Oven': "dwg_1_oven",
'DishWasher': "dwg_1_dishwasher",
'WashingMachine': "dwg_1_washingmachine",
'Dryer': {},
'Television': "dwg_1_television",
'LaptopComputer': {"occ_0": "dwg_1_occ_0_laptop",

```

```

"occ_1": "dwg_1_occ_1_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_1_lighting",
"Box": "dwg_1_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_1_occ_1_charger"}},
"8": {"dwg_0": {"Fridge": "dwg_0_fridge",
"Freezer": "dwg_0_freezer",
"CookTop": "dwg_0_cooktop",
"Oven": "dwg_0_oven",
"DishWasher": "dwg_0_dishwasher",
"WashingMachine": "dwg_0_washingmachine",
"Dryer": "dwg_0_dryer",
"Television": "dwg_0_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_0_lighting",
"Box": "dwg_0_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_0_occ_0_charger"}},
"dwg_1": {"Fridge": "dwg_1_fridge",
"Freezer": "dwg_1_freezer",
"CookTop": "dwg_1_cooktop",
"Oven": "dwg_1_oven",
"DishWasher": "dwg_1_dishwasher",
"WashingMachine": "dwg_1_washingmachine",
"Dryer": "dwg_1_dryer",
"Television": "dwg_1_television",
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_1_occ_1_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_1_lighting",
"Box": "dwg_1_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_1_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_1_occ_1_charger"}},
"dwg_2": {"Fridge": "dwg_2_fridge",
"Freezer": "dwg_2_freezer",
"CookTop": "dwg_2_cooktop",
"Oven": "dwg_2_oven",
"DishWasher": "dwg_2_dishwasher",
"WashingMachine": "dwg_2_washingmachine",
"Dryer": {},
"Television": {}},
"LaptopComputer": {"occ_0": "dwg_2_occ_0_laptop",
"occ_1": "dwg_2_occ_1_laptop",
"occ_2": "dwg_2_occ_2_laptop"},
"DesktopComputer": {},
"Lighting": "dwg_2_lighting",
"Box": "dwg_2_box",
"Charger": {"occ_0": "dwg_2_occ_0_charger",
"occ_1": "dwg_2_occ_1_charger",
"occ_2": "dwg_2_occ_2_charger"}},
"9": {},
"0": {}

```

A.7 Script d'implémentation des modèles d'optimisation en intégrant OMEG'Alpes

A.7.1 ThermalZone

Listing A.3 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d'optimisation de centrale de production photovoltaïque

```
for obj in connector.exchange_message['meas_objects'].keys():
    meas_list = list(connector.exchange_message['meas_objects'][obj].keys())
    index = 0
    if obj != 'external_states':
        for sub_model_name in connector.exchange_message['meas_objects'][obj][meas_list[0]]['obj_data'].keys():
            if obj == 'ThermalZone':
                sub_model[sub_model_name] = {}
                sub_model[sub_model_name]['model'] = {}
                sub_model[sub_model_name]['zone_model'] = {}
                sub_model[sub_model_name]['type'] = obj
                # thermal part
                system_parameters = database.get_value_meas(variable_name="system_parameter",
                    sub_model_name=sub_model_name)
                pmax = estimations[sub_model_name]['p_heat_max']
                n_zone += 1
                op_mode = system_parameters['op_mode']
                if op_mode == 'Heating':
                    T_set = system_parameters['set_point_heating']

                elif op_mode == 'Cooling':
                    T_set = system_parameters['set_point_cooling']

                if op_mode != 'Stand-by':
                    if self.MPC_type == 'detailed':
                        kz_Cz = list(estimations[sub_model_name]['kz_Cz'])
                        kw_Cw = list(estimations[sub_model_name]['kw_Cw'])
                        elif self.MPC_type == 'rule_based':
                            kz_Cz = None
                            kw_Cw = None

                    sub_model[sub_model_name]['model']['thermal_part'] = HeatingLoad(time=time_unit,
                        name='thermalzone_' + str(index),
                        energy_type = 'Thermal',
                        pmin= 0.,
                        pmax= pmax,
                        T_set=T_set,
                        op_mode=op_mode,
                        temp_margin=t_margin,
                        rc_model=rc_model,
                        estimator_type=self.MPC_type)

                    sub_model[sub_model_name]['model']['conversion_unit'] = ElectricalToThermalConversionUnit(time=time_unit,
                        name='thermalzone_' + str(index),
                        pmin_in_elec=0.,
                        pmax_in_elec=pmax,
                        pmin_out_therm=0.,
                        pmax_out_therm=pmax)

                    rc_network = General_RCNetwork(time=time_unit,
                        heating_load=sub_model[sub_model_name]['model']['thermal_part'],
                        T_z_0=estimations[sub_model_name]['T_z_0'],
                        T_w_0=estimations[sub_model_name]['T_w_0'],
                        RwzCz=estimations[sub_model_name]['_RwzCz'],
                        kz_Cz=kz_Cz,
                        Cz=estimations[sub_model_name]['_Cz'],
                        Cw=estimations[sub_model_name]['_Cw'],
                        RwxCw=estimations[sub_model_name]['_RwxCw'],
                        RextwCw=estimations[sub_model_name]['_RextwCw'],
                        RextzCz=estimations[sub_model_name]['_RextzCz'],
                        kw_Cw=kw_Cw)

                    if self.MPC_type == 'detailed':
                        T_ext = list(predictions[sub_model_name]['external_conditions']['T_ext'][:optim_horizon])
                        phi_int = list(predictions[sub_model_name]['internal_loads'][:optim_horizon])
                        phi_sol = list(predictions[sub_model_name]['external_conditions']['phi_sol'][:optim_horizon])
                        elif self.MPC_type == 'rule_based':
                            upcoming_day = str(database.dict_file[database.MPC_creator_name]['optimization_data']['Data_Time_Index'][step])[0:10]

                        predictions[sub_model_name]['external_conditions'] = list()
                        predictions[sub_model_name]['internal_loads_Tz'] = list()
                        predictions[sub_model_name]['internal_loads_Tw'] = list()
                        (phi_int, phi_sol, T_ext) = self.generate_rule_based_predictions(database,
                            predictions,
                            sub_model_name,
                            upcoming_day,
                            horizon_over_day,
                            optim_horizon)

                    General_Thermal_Zone_Modeller(rc_network=rc_network,
                        heating_load=sub_model[sub_model_name]['model']['thermal_part'],
                        name=sub_model_name,
                        T_ext=T_ext,
                        phi_int=phi_int,
                        phi_sol=phi_sol)
```

```

T_max = self.objective_function['comfort_zone']['T_conf_max']
T_min = self.objective_function['comfort_zone']['T_conf_min']
weight_zone = self.objective_function['comfort_zone']['weight']
for obj_fun in self.objective_function:
    if obj_fun == "PV_self":
        sub_model[sub_model_name]['model']['thermal_part'].maximize_thermal_comfort_abs_2(T_op=20.0,
        T_op_ub = T_max,
        T_op_lb = T_min,
        activity=predictions[sub_model_name]['activity'][:optim_horizon],
        weight = weight_zone / (20.0 - T_min))

    elif obj_fun == "economy":
        sub_model[sub_model_name]['model']['thermal_part'].maximize_thermal_comfort_pond(T_op=20.0,
        T_op_ub = T_max,
        T_op_lb = T_min,
        activity=predictions[sub_model_name]['activity'][:optim_horizon],
        weight = weight_zone / (20.0 - T_min))

# electrical part
sub_model[sub_model_name]['model']['electric_part'] = FixedConsumptionUnit(time=time_unit,
name='thermal_zone' + str(index) + '_electric_load',
p=predictions[sub_model_name]['electric_load'][:optim_horizon].tolist(),
energy_type='Electrical')
for zone, model in optim_model_dict.items():
    for key in sub_model.keys():
        if key == zone:
            if sub_model[key]['type'] == 'ThermalZone':
                system_parameters = database.get_value_meas(variable_name='system_parameter',
                sub_model_name=key)
                op_mode = system_parameters['op_mode']
                if op_mode == 'Heating':
                    zone_thermal_consumption = sub_model[key]['model']['thermal_part']
                    zone_thermal_production = sub_model[key]['model']['conversion_unit'].thermal_production_unit
                    zone_storage_node = EnergyNode(time_unit, 'zone_storage_node_' + key,
                    energy_type='Thermal')
                    zone_storage_node.connect_units(zone_thermal_consumption,
                    zone_thermal_production)
                    energy_node_list[zone] = energy_node_list[zone] + (zone_storage_node,)
                    unit_list[zone] = unit_list[zone] + (sub_model[key]['model']['conversion_unit'].elec_consumption_unit,)
                    unit_list[zone] = unit_list[zone] + (sub_model[key]['model']['electric_part'],)

```

A.7.2 Electricgeneration

Listing A.4 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d’optimisation de centrale de production photovoltaïque

```
if sub_model[key]['type'] == 'ElectricGenerator':
    energy_profile = predictions[key]['state_variable'][0:optim_horizon].tolist()
    consumption_profile = list()
    production_profile = list()
    for i, energy in enumerate(energy_profile):
        if energy < 0:
            consumption_profile.append(-energy*energy_dict[zone]/energy_tot)
            production_profile.append(0.)
        else:
            consumption_profile.append(0)
            production_profile.append(energy*energy_dict[zone]/energy_tot)

pv_generator = FixedProductionUnit(name=zone + '_production_profile',
p=production_profile, time=time_unit)
unit_list[zone] = unit_list[zone] + (pv_generator,)
pv_consumption = FixedConsumptionUnit(name=zone + '_consumption_profile',
p=consumption_profile, time=time_unit)
unit_list[zone] = unit_list[zone] + (pv_consumption,)
```

A.7.3 ZoneSotrage

Listing A.5 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d’optimisation de centrale de production photovoltaïque

```
if obj == 'ZoneStorage':
    sub_model[sub_model_name] = {}
    sub_model[sub_model_name]['type'] = obj
    system_parameters = database.get_value_meas(variable_name="system_parameter",
    sub_model_name=sub_model_name)
    sub_model[sub_model_name]['linked_zone'] = system_parameters['thermalzone']
    weight_DHW = self.objective_function['comfort_DHW']['weight']
    sub_model[sub_model_name]['model'] = self.optimisationmodel.set_optim_model(
    predictions[sub_model_name],
    estimations[sub_model_name],
    database,
    objective_function = True,
    index=index,
    step=step,
    weight= weight_DHW,
    optim_horizon=optim_horizon,
    sub_model_name=sub_model_name,
    time=time_unit)
    if sub_model[key]['type'] == 'ZoneStorage':
        if key[0:-len('_zonestorage')] == zone:
            unit_list[zone] = unit_list[zone] + (sub_model[key]['model']['EnergyUnit'],)
            energy_node_list[zone] = energy_node_list[zone] + (sub_model[key]['model']['EnergyNode'],)
```

A.7.4 Electricgrid

Listing A.6 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d’optimisation de centrale de production photovoltaïque

```
for obj_fun in self.objective_function:
    if obj_fun == "PV_self":
        p_zone = 0
        for key, value in p_dict.items():
            if key[0:-len('_zonestorage')] == zone:
                p_zone += value

weight_pv = self.objective_function['PV_self']['weight']
zone_energy_node = EnergyNode(time=time_unit, name=zone + "_energy_node")
zone_grid_import = VariableProductionUnit(time=time_unit, name=zone + "grid_production")
zone_grid_import.minimize_production(weight=weight_pv / p_zone)
zone_energy_node.add_connected_energy_unit(zone_grid_import)
zone_grid_export = VariableConsumptionUnit(time=time_unit, name=zone + "grid_consumption")
zone_grid_import.minimize_production(weight=weight_pv / p_zone)
zone_energy_node.add_connected_energy_unit(zone_grid_export)

elif obj_fun == "economy":
    p_zone = 0
    for key, value in p_dict.items():
        if key[0:-len('_zonestorage')] == zone:
            p_zone += value
    operating_cost = list()
    hour_of_days = database.dict_file[database.MPC_creator_name]['optimization_data']['hourofday']
    rescaled_step = rescaled_step + simu_horizon
    hour_of_days = resample_data(input_list=hour_of_days, dt_origin=simulation_time_step,
    dt_final=optimization_time_step, pick_config="stair")
```

```

low_hour = [23, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]
energy_price_low = 0.1230
energy_price_high = 0.1580
for i, hour in enumerate(hour_of_days):
    if hour in low_hour:
        operating_cost.append((energy_price_low/p_tot/energy_price_high))
    else:
        operating_cost.append((energy_price_high/p_tot/energy_price_high))

weight_eco = self.objective_function['economy']['weight']
zone_energy_node = EnergyNode(time=time_unit, name=zone + "_energy_node")
zone_grid_import = VariableProductionUnit(time=time_unit, name=zone + "grid_production", operating_cost= operating_cost)
zone_grid_import.minimize_costs(weight=weight_eco)
zone_energy_node.add_connected_energy_unit(zone_grid_import)
zone_grid_export = VariableConsumptionUnit(time=time_unit, name=zone + "grid_consumption")
zone_energy_node.add_connected_energy_unit(zone_grid_export)

```

A.8 Fichier json de configuration utilisé pour la cas d'étude du chapitre 5

A.8.1 ThermalZone

Listing A.7 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d'optimisation de zone thermique

```

{ "ThermalZone":
{ "air_temperature": { "varname": "air_temperature",
"vartype": "temperature",
"unit": "[degC]",
"obj_data": { "building_0_0_thermal_zone_0": { "index": 0, "value": 0.0 },
"building_0_1_thermal_zone_0": { "index": 1, "value": 0.0 },
"building_1_0_thermal_zone_0": { "index": 2, "value": 0.0 },
"building_1_1_thermal_zone_0": { "index": 3, "value": 0.0 },
"building_2_0_thermal_zone_0": { "index": 4, "value": 0.0 },
"building_2_1_thermal_zone_0": { "index": 5, "value": 0.0 },
"building_3_0_thermal_zone_0": { "index": 6, "value": 0.0 },
"building_3_1_thermal_zone_0": { "index": 7, "value": 0.0 },
"building_4_0_thermal_zone_0": { "index": 8, "value": 0.0 },
"building_4_1_thermal_zone_0": { "index": 9, "value": 0.0 }},
"step": -1},
"horizontal_solar_gain": { "varname": "horizontal_solar_gain",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": { "building_0_0_thermal_zone_0": { "index": 0, "value": 0.0 },
"building_0_1_thermal_zone_0": { "index": 1, "value": 0.0 },
"building_1_0_thermal_zone_0": { "index": 2, "value": 0.0 },
"building_1_1_thermal_zone_0": { "index": 3, "value": 0.0 },
"building_2_0_thermal_zone_0": { "index": 4, "value": 0.0 },
"building_2_1_thermal_zone_0": { "index": 5, "value": 0.0 },
"building_3_0_thermal_zone_0": { "index": 6, "value": 0.0 },
"building_3_1_thermal_zone_0": { "index": 7, "value": 0.0 },
"building_4_0_thermal_zone_0": { "index": 8, "value": 0.0 },
"building_4_1_thermal_zone_0": { "index": 9, "value": 0.0 }},
"step": -1},
"internal_gain": { "varname": "internal_gain",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": { "building_0_0_thermal_zone_0": { "index": 0, "value": 78.39 },
"building_0_1_thermal_zone_0": { "index": 1, "value": 67.19 },
"building_1_0_thermal_zone_0": { "index": 2, "value": 950.53 },
"building_1_1_thermal_zone_0": { "index": 3, "value": 830.81 },
"building_2_0_thermal_zone_0": { "index": 4, "value": 439.41 },
"building_2_1_thermal_zone_0": { "index": 5, "value": 1206.76 },
"building_3_0_thermal_zone_0": { "index": 6, "value": 67.19 },
"building_3_1_thermal_zone_0": { "index": 7, "value": 330.38 },
"building_4_0_thermal_zone_0": { "index": 8, "value": 477.33 },
"building_4_1_thermal_zone_0": { "index": 9, "value": 78.39 }},
"step": -1},
"height": { "varname": "height",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": { "building_0_0_thermal_zone_0": { "index": 0, "value": 18.0 },
"building_0_1_thermal_zone_0": { "index": 1, "value": 12.0 },
"building_1_0_thermal_zone_0": { "index": 2, "value": 18 },
"building_1_1_thermal_zone_0": { "index": 3, "value": 18 },
"building_2_0_thermal_zone_0": { "index": 4, "value": 18 },
"building_2_1_thermal_zone_0": { "index": 5, "value": 18 },
"building_3_0_thermal_zone_0": { "index": 6, "value": 9 },
"building_3_1_thermal_zone_0": { "index": 7, "value": 6 },
"building_4_0_thermal_zone_0": { "index": 8, "value": 9 },
"building_4_1_thermal_zone_0": { "index": 9, "value": 18.0 }},
"step": -1},
"exterior_footprint": { "varname": "exterior_footprint",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": { "building_0_0_thermal_zone_0": { "index": 0, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 9.0], [10.0, 9.0], [10.0, 9.0], [0.0, 0.0], [0.0, 0.0], [0.0, 18.0], [10.0, 18.0], [10.0, 0.0], [0.0, 0.0]] },
"building_0_1_thermal_zone_0": { "index": 1, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]] },
"building_1_0_thermal_zone_0": { "index": 2, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]] },
"building_1_1_thermal_zone_0": { "index": 3, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]] },
"building_2_0_thermal_zone_0": { "index": 4, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]] },
"building_2_1_thermal_zone_0": { "index": 5, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]] },

```

```

"building_3_0_thermal_zone_0": {"index": 6, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 18.0], [10.0, 18.0], [10.0, 0.0], [0.0, 0.0]]},
"building_3_1_thermal_zone_0": {"index": 7, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]]},
"building_4_0_thermal_zone_0": {"index": 8, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 20.0], [8.0, 20.0], [8.0, 0.0], [0.0, 0.0]]},
"building_4_1_thermal_zone_0": {"index": 9, "value": [[0.0, 0.0], [0.0, 9.0], [10.0, 9.0], [10.0, 9.0], [0.0, 0.0]]}},
"step": -1},
"mean_radiant_temperature": {"varname": "mean_radiant_temperature",
"vartype": "temperature",
"unit": "[degC]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0": {"index": 1, "value": 0.0},
"building_1_0_thermal_zone_0": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1},
"electric_load": {"varname": "electric_load",
"vartype": "power",
"unit": "[W]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0": {"index": 0, "value": 58.796234130859375},
"building_0_1_thermal_zone_0": {"index": 1, "value": 50.39677429199219},
"building_1_0_thermal_zone_0": {"index": 2, "value": 160.0},
"building_1_1_thermal_zone_0": {"index": 3, "value": 160.0},
"building_2_0_thermal_zone_0": {"index": 4, "value": 90.0},
"building_2_1_thermal_zone_0": {"index": 5, "value": 300.0},
"building_3_0_thermal_zone_0": {"index": 6, "value": 50.39677429199219},
"building_3_1_thermal_zone_0": {"index": 7, "value": 80.0},
"building_4_0_thermal_zone_0": {"index": 8, "value": 100.0},
"building_4_1_thermal_zone_0": {"index": 9, "value": 58.796234130859375}},
"step": -1},
"DirectGenerator":
{"thermal_output": {"varname": "thermal_output",
"vartype": "power",
"unit": "[W]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 1, "value": 0.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1},
"electric_load": {"varname": "electric_load",
"vartype": "power",
"unit": "[W]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 1, "value": 0.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_electriceheater": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1}},

```

A.8.2 Electricgeneration

Listing A.8 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d’optimisation de centrale de production photovoltaïque

```

"ElectricGenerator":
{"electric_generation":
{"varname": "electric_generation",
"vartype": "power",
"unit": "[W]",
"obj_data": {"central_pv_power": {"index": 0, "value": -7.7272725105285645}},
"step": -1}},

```

A.8.3 ZoneStorage

Listing A.9 – Partie du fichier json de configuration pour le sous-modèle d’optimisation de ballon d’eau chaude

```

"ZoneStorage":
{"heating_max_temperature":
{"varname": "heating_max_temperature",
"vartype": "temperature",
"unit": "[degC]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 90.0},

```

```

"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 90.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 90.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 90.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 90.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 90.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 90.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 90.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 90.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 90.0}},
"step": -1},
"nominal_heating_power": {"varname": "nominal_heating_power",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 2352.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 2016.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 6500.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 5500.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 5000.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 9000.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 2016.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 2000.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 2500.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 2352.0}},
"step": -1},
"volume": {"varname": "volume",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 0.16856187290969898},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 0.14448160535117058},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 0.4658385093167702},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 0.39417104634495936},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 0.358337314859054},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 0.6450071667462972},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 0.14448160535117058},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 0.1433349259436216},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 0.179168657429527},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 0.16856187290969898}},
"step": -1},
"op_mode": {"varname": "op_mode",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 0.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1},
"storage_temperature": {"varname": "storage_temperature",
"vartype": "temperature",
"unit": "[degC]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 50.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 50.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 50.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 50.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 50.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 50.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 50.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 50.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 50.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 50.0}},
"step": -1},
"thermal_output": {"varname": "thermal_output",
"vartype": "power",
"unit": "[W]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 0.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1},
"thermal_input": {"varname": "thermal_input",
"vartype": "none",
"unit": "[-]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 0.0},
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1},
"electric_load": {"varname": "electric_load",
"vartype": "power",
"unit": "[W]",
"obj_data": {"building_0_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 0, "value": 0.0},
"building_0_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 1, "value": 0.0},

```

```
"building_1_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 2, "value": 0.0},
"building_1_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 3, "value": 0.0},
"building_2_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 4, "value": 0.0},
"building_2_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 5, "value": 0.0},
"building_3_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 6, "value": 0.0},
"building_3_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 7, "value": 0.0},
"building_4_0_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 8, "value": 0.0},
"building_4_1_thermal_zone_0_zonestorage": {"index": 9, "value": 0.0}},
"step": -1}},
```

A.9 Exemple de paramétrage de la classe MPC_Architect pour le cas d'étude du chapitre 5

Listing A.10 – Script permettant le paramétrage de la classe MPC_Architect et son fonctionnement

```

from MPC_Architect.classes.connector import Socket_Connector
from MPC_Architect.classes.database import JSON_Database
from MPC_Architect.classes.mapping import ThZone_Mapping_JSON
from MPC_Architect.classes.predictor import Architect_PerfectPredictor
from MPC_Architect.classes.estimator import Architect_Estimator
from MPC_Architect.classes.opc import Architect_OP_C
from MPC_Architect.classes.mpcarchitect import MPC_Architect
import os
from MPC_Architect.general.data_path import data_path
from pulp import PULP_CBC_CMD

# Initialize the configuration dictionary for the mpcarchitect class
config_dict = {}

project_name = "Chapter_5" # Please check that this name is the same than for the dimosim part -> project_name

config_dict["socket_number"] = 63524 # Please check that this number is the same than the one on the dimosim part -> port

# Assign characteristic of the MPC from the possible configuration parameter available

config_dict["rc_model"] = "R3C2" # [ "R3C2", "R2C2" ]
config_dict["estimator_type"] = "detailed" # [ "detailed", "rule_based" ]
config_dict["control_distribution"] = "centralized" # [ "decentralized", "centralized" ]
config_dict["predictor_type"] = "perfect" # [ "perfect", "naive" ]

# Generate weather data for the weather predictions from epw documentation
config_dict["weather_file"] = os.path.join(data_path["weather"], 'EnergyPlus', 'Montpellier.epw')

# Generate the objective dictionary that would have the corresponding objective functions
# Hereafter is configured the comfort function
# Choose the weight
alpha = 0.20
config_dict["alpha"] = alpha

# Choose the thermal comfort bounds
delta_T_conf_max = 25.0 # C
delta_T_conf_min = 19.6 # C

# Assign here the objective function in the configuration data dict
config_dict["objective_function"] = {'comfort_zone': {'weight': (1-alpha)/2,
'T_conf_max': delta_T_conf_max,
'T_conf_min': delta_T_conf_min},
'comfort_DHW': {'weight': (1-alpha)/2},
'PV_self': {'weight': alpha}} # economy, PV_self

# Configure the optimization time step
config_dict["optimization_time_step"] = 1./3. # hour

# Configure the horizon of the MPC – hereafter is 24 hours
'''
That means that the predictions would be done for the next 24 hours and that
the optimized control strategy is determined for the next 24 hours
'''
config_dict["horizon"] = 12. # hour – [1, 2, 3, 4, ... 48]

# Configure the optimization frequency of the MPC – hereafter is 12 hours
'''
That means that the determined control strategy would be applied on the next
12 hours and that a new sequence of optimization would be runned
'''
config_dict["optimization_frequency"] = 6 # hour – 0 < optimization_frequency < horizon

# Configure the initialization time of the MPC – hereafter is 2 days
'''
That means that for the first two days of the simulation the data would be gathered
without determining the control strategy – a default control strategy would be applied
by sending the default threshold for control to DIMOSIM
'''
config_dict["initialization_time"] = 2. # day – initialization_time > horizon

# Configuration of the optimization solver – do not change it for this example
config_dict["fracgap_estimator"] = 1e-3
config_dict["maxSeconds_estimator"] = 60

config_dict["fracgap_command"] = 1e-6
config_dict["maxSeconds_command"] = 45

config_dict["solver"] = PULP_CBC_CMD

config_dict["dataset"] = "C:/Users/brugeron/PycharmProjects/dimosim_multi_generator/MPC_Architect/files/Chapter_5/"

# True for morris scattering, False eitherway
config_dict["scattering_morris_on"] = True

# True : store the estimations data into a csv file
config_dict["store_estimation_data"] = False

# Generate the instances of object that would compose the MPC_architect

```



```

database = JSON_Database(MPC_creator_name = project_name, config_dict= config_dict)
connector = Socket_Connector(connection_password= '*', step = 0, socket_number = database.config_dict["socket_number"],
mapping = ThZone_Mapping_JSON(connector = connector, database= database)
predictor = Architect_PerfectPredictor(connector = connector, database = database, predictor_type= database.config_dict[
estimator = Architect_Estimator(estimation_sample= database.dict_file[database.MPC_creator_name]['optimization_data']['e
connector = connector)
controller = Architect_OPC(name = project_name, control_distribution= database.config_dict["control_distribution"] )

mpc_architect = MPC_Architect(config_dict= database.config_dict ,
database = database,
connector= connector,
mapping = mapping,
predictor = predictor ,
estimator= estimator,
controller = controller)

mpc_architect.orchestrate()

```

Bibliographie

- [1] Rasmus Luthander, Joakim Widén, Daniel Nilsson, and Jenny Palm. Photovoltaic self-consumption in buildings : A review. *Applied Energy*, 142 :80–94, 2015.
- [2] Camille Pajot & al. An optimization modeler as an efficient tool for design and operation for city energy stakeholders and decision makers. *16th IBPSA International Conference*, 2019.
- [3] Nicolas Perez & al. Thermal building modelling adapted to district energy simulation. *14th International Conference of IBPSA - Building Simulation 2015, BS 2015, Conference Proceedings*, 1 :270–277, 2015.
- [4] Jean-Marc Jancovici. Le réchauffement climatique : réponse à quelques questions élémentaires. *Les Cahiers du M.U.R.S.*, 39, 2000.
- [5] Yang Chen" "Myles Allen & Mustafa Babiker. "global warming of 1.5 °c". Technical Report SPM-5, Groupe Intergouvernemental d'Experts sur l'Evolution du Climat, October 2018.
- [6] T.F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex, and P.M. Midgley. Ipcc, 2013 : Summary for policymakers. in : Climate change 2013 : The physical science basis. contribution of working group i to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. 2013.
- [7] Ceschia E. & al. Potentiel d'atténuation des changements climatiques par les couverts intermédiaires. *Innovations Agronomiques*, 62 :43–58, 2017.
- [8] Allemand Nadine, Andre Jean-Marc, Barrault Stéphanie, Bongrand Grégoire, Bort Romain, Boutang Jérôme, Chang Jean-Pierre, Cuniasse Benjamin, Druart Ariane, Durand Anaïs, Feutren Etienne, Gavel Antoine, Imad Valérie, Jeannot Coralie, Le Borgne Gwenaëlle, Mathias Etienne, Mazin Vincent, Robert Colas, Taieb Nadia, Tuddenham Mark, Vandromme Nathan, Vieira Da Rocha Thamara, and Vincent Julien. Inventaire des émissions de polluants atmosphériques et de gaz à effet de serre en france – format secten. *Rapport Secten*, 2020.
- [9] Andrei Alexandru, Baudry Mathieu, Beck Simon, Foussard Alexis, Laghouati Rachida, Lauverjat Jean, Lévy Pascal, Misak Évelyne, Phan Cécile, Plouhinec Corentin, Ribon Olivier, and Riedinger Nicolas. Chiffres clés de l'énergie, Édition 2020. *Rapport Secten*, 2020.
- [10] Dulac John Abergel Thibaut & Dean Brian. Towards a zero-emission, efficient, and resilient buildings and construction sector. Technical report, UN environment, 2017.
- [11] Drury B. Crawley. Estimating the impacts of climate change and urbanization on building performance. *IBPSA 2007 - International Building Performance Simulation Association 2007*, pages 1115–1122, 2007.
- [12] Ministère de l'aménagement du territoire et de l'environnement. Programme national de lutte contre le changement climatique 2000-2010. 2000.
- [13] Delinchant Benoit & al. Green-er living lab : A green building with energy aware occupants. *SMARTGREENS 2016 - Proceedings of the 5th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems*, pages 316–323, 2016.

- [14] Luis Gabriel Marín, Mark Sumner, Diego Muñoz-Carpintero, Daniel Köbrich, Seksak Pholboon, Doris Sáez, and Alfredo Núñez. Hierarchical energy management system for microgrid operation based on robust model predictive control. *Energies*, 12(23), 2019.
- [15] B. Vinot, F. Cadoux, and R. Hélot. Decentralized optimization of energy exchanges in an electricity microgrid. pages 1–6, 2016.
- [16] A. Ali, B. Khan, C. A. Mehmood, Z. Ullah, S. M. Ali, and R. Ullah. Decentralized mpc based frequency control for smart grid. pages 1–6, 2017.
- [17] Geoffrey Crossick. Le quartier : caractéristiques économiques et sociales. 1993.
- [18] Emelianoff Cyria. Les quartiers durables en europe. *Pour la Science*, (386), 1999.
- [19] André Patrice. Programme d’investissements d’avenir. *Bilan thématique, Bâtiment*, 2018.
- [20] Morlot R., Debergue S., Le Meur M.I., D.Müller, and Fontaine C. Retours d’expériences sur les îlots et quartiers à énergie positive. 2018.
- [21] Liu Xuezhi & al. Combined analysis of electricity and heat networks. *Applied Energy*, 162 :1238–1250, 2016.
- [22] Shen Ling & al. Energy management for hybrid electric vehicles considering battery state-of-function. *12th International Symposium on Advanced Vehicle Control*, 162 :462–467, 2014.
- [23] Tobias Maille & al. Building energy performance simulation tools - a life-cycle and interoperable perspective. *Center for integrated facility engineering*, pages 1–49, 2007.
- [24] Isabelle Blanc Bruno Peuportier. Simulation tool with its expert interface for the thermal design of multizone buildings. *International Journal of Solar Energy, taylor & Francis*, 8(2) :109–120, 1990.
- [25] Thierry Salomon, Renaud Mikolasek, and Bruno Peuportier. Outil de simulation thermique du bâtiment, comfie. *Journée thématique SFT-IBPSA, La Rochelle*, 03 2005.
- [26] I. Blanc-Sommereux & G. Lefebvre. Simulation de bâtiments multizones par couplage de modèles modaux réduits. *Chauffage, ventilation, conditionnement*, 65(5) :31–37, 1989.
- [27] Awadelrahman M. A. & al. Economic model predictive control for hot water based heating systems in smart buildings. *Energy and Power Engineering*, 09(04) :112–119, 2017.
- [28] Ronny Gelleschus, Michael Böttiger, and Thilo Bocklisch. Optimization-based control concept with feed-in and demand peak shaving for a pv battery heat pump heat storage system. *Energies*, 12 :1–12, 06 2019.
- [29] Rasmus Halvgaard, Peder Bacher, Bengt Perers, Elsa Andersen, Simon Furbo, John B. Jørgensen, Niels K. Poulsen, and Henrik Madsen. Model predictive control for a smart solar tank based on weather and consumption forecasts. *Energy Procedia*, 30 :270–278, 2012. 1st International Conference on Solar Heating and Cooling for Buildings and Industry (SHC 2012).
- [30] David R. Morrison, Sheldon H. Jacobson, Jason J. Sauppe, and Edward C. Sewell. Branch-and-bound algorithms : A survey of recent advances in searching, branching, and pruning. *Discrete Optimization*, 19 :79–102, 2016.
- [31] R. E. Kalman. When Is a Linear Control System Optimal? *Journal of Basic Engineering*, 86(1) :51–60, 03 1964.
- [32] J. Richalet, A. Rault, J.L. Testud, and J. Papon. Model predictive heuristic control : Applications to industrial processes. *Automatica*, 14(5) :413–428, 1978.
- [33] C. R. Cutler and B. L. Ramaker. Dynamic matrix control computer control algorithm. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 17 :72, 1979.
- [34] C. E. Garcia and A. Morshedi. Quadratic programming solution of dynamic matrix control (qdmcc). *Chemical Engineering Communications*, 46 :73–87, 1986.

- [35] Anna Marie Nygard Ferguson. Predictive thermal control of building systems. page 190, 1990.
- [36] Ján Drgoňa, Javier Arroyo, Iago Cupeiro Figueroa, David Blum, Krzysztof Arendt, Donghun Kim, Enric Perarnau Ollé, Juraj Oravec, Michael Wetter, Draguna L. Vrabie, and Lieve Helsens. All you need to know about model predictive control for buildings. *Annual Reviews in Control*, 50 :190–232, 2020.
- [37] Sayani Seal, Benoit Boulet, and Vahid R. Dehkordi. Centralized model predictive control strategy for thermal comfort and residential energy management. *Energy*, 212 :118456, 2020.
- [38] Theis Heidmann Pedersen, Rasmus Elbæk Hedegaard, Michael Dahl Knudsen, and Steffen Petersen. Comparison of centralized and decentralized model predictive control in a building retrofit scenario. *Energy Procedia*, 122 :979–984, 2017. CISBAT 2017 International Conference Future Buildings & Districts – Energy Efficiency from Nano to Urban Scale.
- [39] Petru-Daniel Moroşan, Romain Bourdais, Didier Dumur, and Jean Buisson. Building temperature regulation using a distributed model predictive control. *Energy and Buildings*, 42(9) :1445–1452, 2010.
- [40] A. Alessio and A. Bemporad. Decentralized model predictive control of constrained linear systems. pages 2813–2818, 2007.
- [41] Amanda Abreu, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. Hierarchical model predictive control for building energy management of hybrid systems. *IFAC-PapersOnLine*, 51(16) :235–240, 2018. 6th IFAC Conference on Analysis and Design of Hybrid Systems ADHS 2018.
- [42] Minh Dang Doan, Tamás Keviczky, and Bart De Schutter. A dual decomposition-based optimization method with guaranteed primal feasibility for hierarchical mpc problems. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1) :392–397, 2011. 18th IFAC World Congress.
- [43] Philipp Braun, Timm Faulwasser, Lars Grüne, Christopher M. Kellett, Steven R. Weller, and Karl Worthmann. Hierarchical distributed admm for predictive control with applications in power networks. *IFAC Journal of Systems and Control*, 3 :10–22, 2018.
- [44] Barbara Mayer, Michaela Killian, and Martin Kozek. Hierarchical model predictive control for sustainable building automation. *Sustainability*, 9(2), 2017.
- [45] Mohamed Yacine Lamoudi, Mazen Alamir, and Patrick Béguery. Model predictive control for energy management in buildings part 2 : Distributed model predictive control. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(17) :226–231, 2012. 4th IFAC Conference on Nonlinear Model Predictive Control.
- [46] Filipe A. Barata and Rui Neves-Silva. Distributed MPC for Thermal Comfort in Buildings with Dynamically Coupled Zones and Limited Energy Resources. AICT-423 :305–312, April 2014. Part 11 : Monitoring and Control in Energy.
- [47] Yixuan Wei, Xingxing Zhang, Yong Shi, Liang Xia, Song Pan, Jinshun Wu, Mengjie Han, and Xiaoyun Zhao. A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82 :1027–1047, 2018.
- [48] Gianluca Serale, Massimo Fiorentini, Alfonso Capozzoli, Daniele Bernardini, and Alberto Bemporad. Model predictive control (mpc) for enhancing building and hvac system energy efficiency : Problem formulation, applications and opportunities. *Energies*, 11(3), 2018.
- [49] Van Binh Dinh, Benoît Delinchant, Frédéric Wurtz, and Hoang-Anh Dang. Building Modelling Methodology Combined to Robust Identification for the Temperature Prediction of a Thermal Zone in a Multi-zone Building. March 2018.

- [50] Georgios-Evrystheas Kyriakodis, Maxime Doya, Emmanuel Bozonnet, and Peter Riederer. Eco-district design and decision process through building energy and local microclimate assessment. July 2017.
- [51] Tristan Salque. *Méthode d'évaluation des performances annuelles d'un régulateur prédictif de PAC géothermiques sur banc d'essai semi-virtuel*. Theses, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, October 2013.
- [52] Quentin Darakdjian. *Prédiction des performances énergétiques des bâtiments avec prise en compte du comportement des usagers*. Theses, Université de La Rochelle, July 2017.
- [53] Guillaume Ansanay-Alex, Yassine Abdelouadoud, and Pascal Schetelat. Statistical and Stochastic Modelling of French Households and Their Energy Consuming Activities. May 2016.
- [54] Filipe Barata, José Igreja, and Rui Neves-Silva. Distributed mpc for thermal comfort and load allocation with energy auction. *International Journal of Renewable Energy Research*, 4 :371–383, 01 2014.
- [55] Sullivan Royer, Stéphane Thil, Thierry Talbert, and Monique Polit. A procedure for modeling buildings and their thermal zones using co-simulation and system identification. *Energy and Buildings*, 78 :231–237, 2014.
- [56] P.M. Ferreira, A.E. Ruano, S. Silva, and E.Z.E. Conceição. Neural networks based predictive control for thermal comfort and energy savings in public buildings. *Energy and Buildings*, 55 :238–251, 2012. Cool Roofs, Cool Pavements, Cool Cities, and Cool World.
- [57] J. Date, J. Candanedo, and A. Athienitis. Control-oriented modelling of thermal zones in a house : a multi-level approach. *International Compressor Engineering, Refrigeration and Air Conditioning, and High Performance Buildings Conferences*, pages 1–10, 2016.
- [58] Hugo Viot. *Modélisation et instrumentation d'un bâtiment et de ses systèmes pour optimiser sa gestion énergétique*. PhD thesis, 11 2016.
- [59] Wei. Dong, P. Zanchetta, and D. W. P. Thomas. Identification of electrical parameters in a power network using genetic algorithms and transient measurements. pages 1716–1721, 2008.
- [60] G. Schildbach and M. Morari. Scenario mpc for linear time-varying systems with individual chance constraints. pages 415–421, 2015.
- [61] Patrick Béguery, Peter Pflaum, and Carl Mugnier. Microgrid energy management optimization - a common platform for research, development and design tools. *16th IBPSA International Conference*, 2019.
- [62] Simon Rouchier. Solving inverse problems in building physics : An overview of guidelines for a careful and optimal use of data. *Energy and Buildings*, 166 :178–195, 2018.
- [63] Mathieu Brugeron, Peter Riederer, Maréchal Yves, and Wurtz Frédéric. The presentation of a model-based predictive controller architecture through the interfacing of a dynamic simulation platform dimosim and an optimization modeller omegalpes. *16th International Conference of IBPSA*, 1, 2020.
- [64] Audrey Le Mounier. *Méta-optimisation pour la calibration automatique de modèles énergétiques bâtiment pour le pilotage anticipatif*. Theses, Université Grenoble Alpes, June 2016.
- [65] M. Morris. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Quality Engineering*, 37 :307–310, 1991.
- [66] Jon Herman and Will Usher. Salib : An open-source python library for sensitivity analysis. *Journal of Open Source Software*, 2(9) :97, 2017.
- [67] I.M Sobol. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their monte carlo estimates. *Mathematics and Computers in Simulation*, 55(1) :271–280, 2001. The Second IMACS Seminar on Monte Carlo Methods.

- [68] Michaël Salvador and Stéphane Grieu. Methodology for the design of energy production and storage systems in buildings : Minimization of the energy impact on the electricity grid. *Energy and Buildings*, 47 :659–673, 2012.
- [69] Laëtitia Arantes, Solène Marry, Olivier Baverel, and Daniel Quenard. Efficacité énergétique et formes urbaines : élaboration d’un outil d’optimisation morpho-énergétique. *Cybergeog*, 04 2016.
- [70] Pradel Pauline and Duffrene Marc-Elia. Faire la ville dense, durable et désirable. Technical report, ADEME, Février 2018.
- [71] Salat Serge and Nowacki Caroline. De l’importance de la morphologie dans l’efficience énergétique des villes. *Liaison Energie-Francophonie*, (86) :141–145, 03 2014.
- [72] William T O’Brien, Christopher A Kennedy, Andreas K Athienitis, and Ted J Kesik. The relationship between net energy use and the urban density of solar buildings. *Environment and Planning B : Planning and Design*, 37(6) :1002–1021, 2010.
- [73] C. Ratti, D. Robinson, N. Baker, and K. Steemers. Lt urban – the energy modelling of urban form. *Proceedings of PLEA 2000*, pages 660–665, 2000.
- [74] Carlo Ratti, Nick Baker, and Koen Steemers. Energy consumption and urban texture. *Energy and Buildings*, 37(7) :762–776, 2005.
- [75] Brisepierre Gaëtan. Analyse sociologique de la consommation d’énergie dans les bâtiments résidentiels et tertiaires. Technical report, ADEME, Décembre 2013.
- [76] Brisepierre Cyprien. La mixité dans la ville et dans les grands ensembles. entre mythe social et instrument politique. Technical report, Cairn, 5 2005.
- [77] Aurélien Dasre. *Les mesures du regroupement spatial des populations. Aspects méthodologiques et applications aux grandes aires urbaines françaises*. Theses, Université Montesquieu - Bordeaux IV, December 2012.
- [78] Philippe Menanteau and Odile Blanchard. L’énergie dans les écoquartiers : quels systèmes énergétiques et quels acteurs ? Une comparaison France - Europe. July 2013. working paper or preprint.
- [79] Les systèmes de stockage d’énergie. Technical report, ADEME.
- [80] L’hydrogène énergie et les piles à combustibl. Technical report, ADEME.
- [81] "Yann Colnot". "Énergie solaire en france : Chiffres-clés et sondage (2021)". Technical report, In sun we trust, Mai 2021.
- [82] Mingli Li, Guoqing Gui, Zhibin Lin, Long Jiang, Hong Pan, and Xingyu Wang. Numerical thermal characterization and performance metrics of building envelopes containing phase change materials for energy-efficient buildings. *Sustainability*, 10 :2657, 07 2018.
- [83] Matthew Newville, Till Stensitzki, Daniel B. Allen, Michal Rawlik, Antonino Ingargiola, and Andrew Nelson. Lmfit : Non-Linear Least-Square Minimization and Curve-Fitting for Python, June 2016.
- [84] Thibault Péan & al. Review of control strategies for improving the energy flexibility provided by heat pump systems in buildings. *Journal of Process Control*, pages 35–49, 2019.
- [85] Jeanne Goffart. *Impact de la variabilité des données météorologiques sur une maison basse consommation. Application des analyses de sensibilité pour des entrées temporelles*. PhD thesis, 12 2013.
- [86] Fermin Uriz Jauregui. *Mise en place d’une méthodologie pour l’identification de modèles d’extrapolation de température : application aux équipements de nacelles de turboréacteurs*. Theses, Université de Lorraine, June 2012.
- [87] Matheus Soares Geraldi, Mateus Bavaresco, and Enedir Ghisi. Bayesian network for predicting energy consumption in schools in florianópolis -brazil. 09 2019.

- [88] D.W. van der Meer, M. Shepero, A. Svensson, J. Widén, and J. Munkhammar. Probabilistic forecasting of electricity consumption, photovoltaic power generation and net demand of an individual building using Gaussian Processes. *Applied Energy*, 213(C) :195–207, 2018.
- [89] Martin Thebault, Leon Gaillard, and Christophe Ménézo. Optimisation de l'intégration photovoltaïque sur un bâtiment suivant différentes stratégies d'autoconsommation. 11 2020.