Gestion optimale de l'énergie dans un procédé multi-source pour le chauffage de bâtiments

Julien Eynard

▶ **To cite this version:**

Julien Eynard. Gestion optimale de l'énergie dans un procédé multi-source pour le chauffage de bâtiments. Automatique / Robotique. Université de Perpignan, 2010. Français. NNT : . tel-00536864

HAL Id: tel-00536864

https://theses.hal.science/tel-00536864

Submitted on 17 Nov 2010

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.

UFR Sciences Exactes et Expérimentales – Département Sciences Physiques et de l'Ingénieur
École Doctorale Énergie Environnement – Sciences de l'Ingénieur

Gestion optimale de l'énergie dans un procédé multi-source pour le chauffage de bâtiments

Thèse présentée pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Perpignan Via Domitia

Spécialité Automatique, Traitement du Signal et Génie Informatique

par

Julien Eynard

Thèse soutenue le 01 octobre 2010 à Perpignan

Président :	Éric Bideaux	Professeur à l'INSA Lyon
Rapporteurs :	Didier Dumur	Professeur à SUPELEC, Gif-sur-Yvette
	Jean-Marc Thiriet	Professeur à l'Université Joseph Fourrier, Grenoble
Examinateurs :	Monique Polit (Directeur)	Professeur à l'Université de Perpignan
	Stéphane Grieu (Co-directeur)	Maître de Conférences HDR à l'Université de Perpignan
	Anne-Sonia Provent	Directeur de projet à Cofely GDF-SUEZ, Écully

Université de Perpignan Via Domitia
Laboratoire ELIAUS – EA 3679

Remerciements

Je voudrais tout d'abord exprimer mes remerciements les meilleurs à ma directrice de thèse, Monique Polit, qui m'a donné l'opportunité d'effectuer cette thèse au sein du laboratoire ELIAUS. En effet, c'est grâce à sa direction énergique du laboratoire et à ses nombreuses ressources que j'ai pu obtenir une bourse de thèse ministérielle sur un sujet intéressant et d'actualité, traité en collaboration avec une grande entreprise française.

Je suis très reconnaissant envers Stéphane Grieu, mon co-directeur de thèse. Tout au long de mes deux dernières années de thèse, durant lesquelles il a été mon encadrant principal, il a été à mes côtés d'un soutien indéfectible. Toujours présent pour m'accompagner d'un bout à l'autre de la France pour les réunions de projet, ses compétences scientifiques, notamment dans le domaine de l'intelligence artificielle, associées à des méthodes de travail rigoureuses, ont été très précieuses pour l'avancement de mes travaux de recherche. Plus encore, ses qualités littéraires m'ont été d'un secours indispensable pour la diffusion de mes travaux en anglais ou pour la rédaction de ma thèse en français.

Les principaux travaux de recherche présentés par ce manuscrit de thèse se sont déroulés en collaboration avec l'entreprise GDF Suez. Je souhaite donc remercier Anne-Sonia Provent et Christophe Pascual, chargés de projet au bureau d'étude de Sylergie (Cofely GDF-SUEZ), et Gilles Sirvent, directeur régional de Cofely Midi Océan. Grâce à leur professionnalisme, ils ont su faire avancer un projet et une collaboration qui n'a pas été évidente à mettre en place en raison du nombre important d'interlocuteurs et des différents sites de GDF-SUEZ impliqués.

Je voudrais exprimer ma gratitude la plus sincère à mes deux rapporteurs de thèse, Didier Dumur et Jean-Marc Thiriet, qui ont passé beaucoup de temps à lire et à décortiquer ce mémoire de thèse afin de l'améliorer au mieux, en apportant un regard objectif sur les travaux de recherche présentés.

Je souhaite exprimer également ma reconnaissance à tous les membres du jury, Éric Bideaux, Didier Dumur, Jean-Marc Thiriet, Anne-Sonia Provent, Monique Polit et Stéphane Grieu, qui ont fait l'effort d'apprécier d'un œil critique mon travail de recherche et qui m'ont fait l'honneur de venir participer à ma soutenance de thèse.

Je voudrais également adresser des remerciements sincères à Grégory François, maintenant en poste à l'EPFL, en Suisse, qui a appuyé et encadré ma thèse au cours de la première année. Ses compétences scientifiques très pointues dans le domaine de l'automatique ont été pour moi d'une aide précieuse. C'est à lui que je dois mes premiers travaux dans le domaine de la commande prédictive.

Faire une thèse implique souvent de travailler sur un projet personnel, cependant, au cours de ma thèse, j'ai eu plusieurs fois l'occasion de travailler avec d'autres doctorants sur des projets transversaux. C'est ainsi que j'ai eu le plaisir de travailler pendant un an et demi en étroite collaboration avec Benjamin Paris. C'est avec lui que j'ai réalisé mes premiers travaux de recherche, écrit mes premières communications et obtenu ma première publication dans une revue internationale. Ses connaissances scientifiques très transversales ont été un atout indispensable pour aborder avec force la thématique de l'énergie dans le bâtiment. Même si je n'ai pas la possibilité d'en parler dans ce manuscrit en raison de l'avancement du projet, je me dois d'évoquer ma fructueuse collaboration avec Julien Nou, doctorant au laboratoire, avec qui j'ai passé beaucoup de temps sur

un projet très prometteur portant sur la gestion optimale d'un mix-énergétique regroupant la géothermie et le solaire pour le chauffage d'une maison individuelle. Il s'agit d'une formidable suite au travail commencé avec Benjamin Paris et portant sur l'étude d'une maquette de bâtiment.

En marge de mon travail de recherche, je garde un très bon souvenir de mes premières années dans l'enseignement supérieur. Préparer des TD ou monter des TP a été un travail aussi instructif qu'intéressant. Le contact avec les étudiants et la transmission des connaissances sont très gratifiants. Je remercie Frédérik Thiéry qui m'a initié lors de mes premiers travaux pratiques aux joies de l'enseignement. Je suis également reconnaissant à Thierry Talbert qui a été mon tuteur pédagogique et qui m'a appris quelques unes des ficelles de ce métier parfois éprouvant.

Le laboratoire ELIAUS est une structure à taille humaine, il en est de même pour l'Université de Perpignan, et je désire remercier l'ensemble des professeurs, maîtres de conférences, doctorants et ATER du laboratoire ELIAUS avec qui j'ai passé de très bons moments, faits de travail mais aussi de bonne humeur.

Je remercie bien évidemment mes parents et mon frère qui m'ont toujours soutenu pendant ces trois année passées à Perpignan. Je garderai toujours le souvenir des nombreux allés et retours entre Perpignan et Valence pour m'évader du cadre du travail le temps d'un WE. Je suis également reconnaissant envers le reste de ma famille. J'ai pu percevoir auprès de chacun une grande compréhension pour le travail de doctorant que j'accomplissais.

Enfin, je remercie toutes les personnes que j'ai pu croiser et qui ont éclairé de leur savoir, de leur aide ou plus simplement de leur soutien, les trois années de l'expérience unique que représente la préparation d'un doctorat. Le travail d'un thésard est fait de longues journées de travail mais aussi de moments de détente, propices à éclaircir les idées. C'est pourquoi je n'oublie pas non plus les personnes que j'ai pu fréquenter de façon moins formelle en dehors du laboratoire, au détour d'une soirée ou d'un ride sur une planche de snowboard ou de wakeboard...

À tous je vous dis un grand merci.

Perpignan, le 01 octobre 2010.

Table des matières

Titre **i**

Remerciements **iii**

Table des matières **vii**

Table des figures **xv**

Liste des tableaux **xxiii**

Introduction générale **3**

1 Enjeux énergétiques pour le chauffage de bâtiments **7**

1.1 Contexte climatique 9

1.1.1 Problèmes climatiques 9

1.1.2 Émission de CO_2 10

1.2 Contexte énergétique 13

1.2.1 Consommation d'énergie 13

1.2.1.1 Définition des termes relatifs à l'énergie consommée 13

1.2.1.2 Mix-énergétique 14

1.2.1.3 Énergies fossiles : des ressources limitées 15

1.2.2 Directives et objectifs : le protocole de Kyoto 16

1.2.2.1 Prise de conscience et prélude au protocole de Kyoto 16

1.2.2.2 Protocole de Kyoto 17

1.2.2.3 Suite du protocole de Kyoto dans l'Union Européenne 18

1.2.3 Énergies renouvelables 18

1.3 Importance du secteur du bâtiment dans la consommation énergétique française 19

1.3.1 Répartition sectorielle de la consommation énergétique 19

1.3.2 Consommation d'énergie dans le bâtiment : importance du chauffage 21

1.4 Réduction de la consommation d'énergie pour le chauffage et la production d'eau chaude sanitaire dans les bâtiments 23

1.4.1 Méthodologie générale d'optimisation d'un procédé de chauffage de bâtiments 23

1.4.2 Application à l'optimisation d'une chaufferie collective 25

1.4.2.1 Description de la chaufferie de La Rochelle 25

1.4.2.2 Problématiques énergétiques de la chaufferie 25

1.4.3 Considérations sur les sources d'énergie de la chaufferie 26

1.4.3.1 Réseaux de chaleur 26

1.4.3.2 Énergie issue du gaz 27

1.4.3.3 Énergie issue du bois 28

1.4.4 Solutions envisagées et méthode de travail pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie . . . 30
1.4.4.1 Considérations générales . . . 30
1.4.4.2 Campagnes de mesures . . . 31
1.4.4.3 Modélisation du procédé . . . 31
1.4.4.4 Modélisation d'un système de stockage énergétique . . . 32
1.4.4.5 Prédiction des données extérieures . . . 32
1.4.4.6 Définition d'une stratégie de chauffe et de contrôleurs optimaux . . . 32
Conclusion . . . 33

2 Application préliminaire : gestion optimale du chauffage d'un prototype de bâtiment 35
2.1 Description et modélisation d'un prototype de bâtiment . . . 37
2.1.1 Description du prototype . . . 37
2.1.2 Modélisation et identification . . . 38
2.1.2.1 Relevés expérimentaux . . . 38
2.1.2.2 Définition d'une structure paramétrique pour le modèle . . . 40
2.1.2.3 Identification des paramètres du modèle . . . 40
2.1.2.4 Validation du modèle . . . 41
2.2 Structures de contrôle du système de chauffe du prototype de bâtiment . . . 42
2.2.1 Description de la stratégie de contrôle . . . 42
2.2.1.1 Consignes de température . . . 42
2.2.1.2 Critères de performance des contrôleurs . . . 43
2.2.2 Contrôle PID . . . 43
2.2.2.1 Structure du contrôleur PID . . . 43
2.2.2.2 Répartition et optimisation de la puissance de chauffe . . . 44
2.2.2.3 Limitations de la structure PID . . . 44
2.2.3 Contrôle PID-flou . . . 45
2.2.3.1 Principes du raisonnement flou . . . 45
2.2.3.2 Commande par logique floue . . . 49
2.2.4 Contrôle PID-MPC . . . 52
2.2.4.1 Présentation et historique de la commande prédictive . . . 52
2.2.4.2 Concepts de fonctionnement de la commande MPC . . . 53
2.2.4.3 Structure du contrôleur PID-MPC . . . 55
2.3 Analyse des résultats . . . 59
2.3.1 Résultats du contrôle PID-flou . . . 59
2.3.1.1 Univers de discours . . . 59
2.3.1.2 Impact de la fuzzification sur les critères de performance . . . 59
2.3.1.3 Performance optimale (configuration E) . . . 59
2.3.1.4 Minimisation de la consommation d'énergie fossile (configuration B) . . . 61
2.3.1.5 Configuration simplifiée (configuration C) . . . 62
2.3.1.6 Ajustement des règles de la configuration optimale (configuration E' et E") . . . 62
2.3.1.7 Profils de puissance thermique et de suivi de consigne . . . 63
2.3.2 Résultats du contrôleur PID-MPC . . . 65
2.3.2.1 Résultats généraux et influence du facteur de pondération . . . 65
2.3.2.2 Pondération faible . . . 65
2.3.2.3 Pondération importante . . . 67
2.3.2.4 Pondération optimale . . . 67
2.3.3 Synthèse des résultats . . . 68

Conclusion . . . 70

3 Modélisation d'une chaufferie collective 73

3.1 Méthodologie de modélisation et d'identification des systèmes . . . 75
3.1.1 Objectif visé . . . 75
3.1.2 Identification d'un modèle non-linéaire de type « boîte grise » . . . 76
3.1.2.1 Description . . . 76
3.1.2.2 Processus d'identification . . . 76
3.1.3 Identification d'un modèle non-linéaire de type « boîte noire » de la forme Hammerstein-Wiener . . . 79
3.1.3.1 Description . . . 79
3.1.3.2 Les non-linéarités . . . 80
3.1.3.3 Le bloc de transfert linéaire . . . 81
3.1.3.4 Processus d'identification . . . 81
3.1.4 Définition des indices de comparaison . . . 82
3.1.4.1 Coefficient de ressemblance (FIT) . . . 82
3.1.4.2 Écart Relatif Moyen (ERM) . . . 82
3.1.5 Conclusion . . . 83
3.2 Description générale la chaufferie de La Rochelle . . . 83
3.2.1 Description . . . 83
3.2.2 Découpage de la modélisation . . . 84
3.2.3 Notation des variables et des paramètres . . . 87
3.3 Modélisation de la chaufferie . . . 87
3.3.1 Régulation générale de la chaufferie . . . 87
3.3.1.1 Description . . . 87
3.3.1.2 Température de consigne du réseau ($\mathbf{T_{consi-res}}$) . . . 87
3.3.1.3 Enclenchement de la chaudière à bois ($\mathbf{Enc_{CH2}}$) . . . 88
3.3.1.4 Température de consigne de la chaudière à bois ($\mathbf{T_{consi-CH2}}$) . . . 88
3.3.1.5 Enclenchement de la chaudière à gaz-fioul ($\mathbf{Enc_{CH1}}$) . . . 89
3.3.1.6 Température de consigne cascade ($\mathbf{T_{consi-casc}}$) . . . 90
3.3.1.7 Température de consigne de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{consi-CH1}}$) . . . 90
3.3.1.8 Résultats de l'identification . . . 90
3.3.2 La chaudière à bois . . . 92
3.3.2.1 Description . . . 92
3.3.2.2 Nombre de coups de poussoir (**NbCP**) . . . 95
3.3.2.3 Température de départ de la chaudière à bois ($\mathbf{T_{dep-CH2}}$) . . . 95
3.3.2.4 Consommation de bois ($\mathbf{Bois_{jour}}$, $\mathbf{Bois_{cumul}}$) . . . 96
3.3.2.5 Résultats de l'identification . . . 96
3.3.3 La chaudière à gaz-fioul . . . 100
3.3.3.1 Description . . . 100
3.3.3.2 Consommation de gaz ($\mathbf{V_{gaz-inst}}$, $\mathbf{V_{gaz-jour}}$, $\mathbf{V_{gaz-cumul}}$) . . . 101
3.3.3.3 Consommation de fioul ($\mathbf{V_{FOD-inst}}$, $\mathbf{V_{FOD-jour}}$, $\mathbf{V_{FOD-cumul}}$) . . . 102
3.3.3.4 Température des fumées de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{fum-CH1}}$) . . . 103
3.3.3.5 Température de départ de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{dep-CH1}}$) . . . 103
3.3.3.6 Résultats de l'identification . . . 104
3.3.4 Le circuit hydraulique du collecteur . . . 106
3.3.4.1 Description . . . 106
3.3.4.2 Débit d'eau traversant la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{Deb_{CH1}}$) . . . 106

3.3.4.3 Débit d'eau traversant la chaudière bois ($\mathbf{Deb_{CH2}}$) . . . 107
3.3.4.4 Débit d'eau dans le circuit collecteur ($\mathbf{Deb_{col}}$) . . . 108
3.3.4.5 Température au départ du collecteur ($\mathbf{T_{dep-col}}$) . . . 108
3.3.4.6 Température de l'eau au retour de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{ret-CH1}}$) . . . 108
3.3.4.7 Température de l'eau au retour de la chaudière bois ($\mathbf{T_{ret-CH2}}$) . . . 109
3.3.4.8 Résultats de l'identification . . . 109
3.3.5 La bouteille de découplage hydraulique . . . 111
3.3.5.1 Description . . . 111
3.3.5.2 Température au retour du réseau en entrée de la bouteille ($\mathbf{T_{ret-bout-res}}$) . . . 111
3.3.5.3 Débit horizontal (Deb_H) et débits verticaux (Deb_{V-up}, Deb_{V-down}) dans la bouteille de découplage . . . 112
3.3.5.4 Température au retour du collecteur ($\mathbf{T_{ret-col}}$) . . . 112
3.3.5.5 Température de départ du réseau ($\mathbf{T_{dep-res}}$) . . . 113
3.3.5.6 Résultats de la modélisation . . . 113
3.3.6 La régulation de pression sur le réseau de chaleur . . . 114
3.3.6.1 Description . . . 114
3.3.6.2 Consigne de pression différentielle du réseau ($\mathbf{Pres_{consi}}$) . . . 114
3.3.6.3 Pression différentielle du réseau ($\mathbf{Pres_{diff}}$) . . . 115
3.3.6.4 Ouverture de la pompe du réseau ($\mathbf{Ouv_{ppe}}$) . . . 115
3.3.6.5 Débit du réseau ($\mathbf{Deb_{res}}$) . . . 115
3.3.6.6 Résultats de l'identification . . . 116
3.3.7 Chaleur consommée par le réseau . . . 118
3.3.7.1 Description . . . 118
3.3.7.2 Puissance thermique consommée par le réseau de chaleur ($\mathbf{P_{res}}$) . . . 119
3.3.7.3 Température de retour du réseau ($\mathbf{T_{ret-res}}$) . . . 119
3.3.7.4 Résultats de l'identification . . . 119
3.3.8 La centrale de cogénération . . . 120
3.3.8.1 Débit client ($\mathbf{Deb_{client}}$) . . . 121
3.3.8.2 Température retour client ($\mathbf{T_{ret-client}}$) . . . 121
3.3.8.3 Débit production ($\mathbf{Deb_{prod}}$) . . . 121
3.3.8.4 Ouverture vanne aérotherme ($\mathbf{Ouv_{aero}}$) . . . 122
3.3.8.5 Température départ client ($\mathbf{T_{dep-client}}$) . . . 122
3.3.8.6 Température retour production ($\mathbf{T_{ret-prod}}$) . . . 122
3.3.8.7 Puissance dissipée dans l'aérotherme ($\mathbf{P_{aero}}$) . . . 123
3.3.8.8 Puissance et énergie production ($\mathbf{P_{prod}}$, $\mathbf{E_{prod}}$) . . . 123
3.3.8.9 Puissance client ($\mathbf{P_{client}}$, $\mathbf{E_{client}}$) . . . 123
3.3.8.10 Température eau basse température ($\mathbf{T_{BT}}$) . . . 123
3.3.8.11 Température eau haute température ($\mathbf{T_{HT}}$) . . . 124
3.3.8.12 Température départ production ($\mathbf{T_{dep-prod}}$) . . . 124
3.3.8.13 Résultats de l'identification . . . 124
3.3.9 Modèle global . . . 130
3.3.9.1 Description . . . 130
3.3.9.2 Résultats . . . 130
Conclusion . . . 134

4 Développement d'un système de stockage de l'énergie dans l'eau 137
4.1 Description du besoin et choix d'un type de stockage . . . 139
4.1.1 Objectif . . . 139
4.1.2 Systèmes de stockage . . . 139
4.1.2.1 Stockage sous chaleur sensible . . . 139
4.1.2.2 Stockage sous chaleur latente . . . 141
4.1.3 Hypothèses retenues et choix du type de stockage . . . 145
4.1.3.1 Dimensionnement du système . . . 145
4.1.3.2 Gestion des pertes thermiques . . . 147
4.1.3.3 Protection de la stratification . . . 148
4.2 Modélisation . . . 149
4.2.1 État de l'art . . . 149
4.2.2 Développement du modèle du module de stockage . . . 150
4.2.3 Comportement en simulation . . . 152
4.2.3.1 Protocole d'essai . . . 152
4.2.3.2 Résultats de la simulation . . . 153
4.3 Intégration du module de stockage au sein du modèle de la chaufferie . . . 155
4.3.1 Principe d'intégration du stockage . . . 155
4.3.1.1 Configuration générale . . . 155
4.3.1.2 Fonctionnement en mode stockage . . . 155
4.3.1.3 Fonctionnement en mode déstockage . . . 156
4.3.1.4 Fonctionnement en mode déconnecté . . . 156
4.3.1.5 Intérêts de ce schéma d'intégration . . . 157
4.4 Intégration du modèle du module de stockage au sein de la chaufferie . . . 157
4.4.1 Principe d'intégration . . . 157
4.4.2 Modélisation des systèmes d'interface . . . 158
4.4.2.1 Température au départ du réseau ($\mathbf{T_{dep-res}}$) . . . 158
4.4.2.2 Température du mélange retour réseau / cogénération ($\mathbf{T_{ret-res-cog}}$) . . . 159
4.4.2.3 Modélisation du débit bouteille / stockage ($\mathbf{Deb_{bout-stock}}$) . . . 159
4.4.2.4 Température du mélange retour réseau-cogénération / stockage ($\mathbf{T_{ret-res-stock}}$) 159
Conclusion . . . 160

5 Prédiction des variables extérieures influant sur le fonctionnement de la chaufferie 163
5.1 Objectifs visés par la prédiction et analyse préliminaire des données . . . 165
5.1.1 Préambule . . . 165
5.1.2 Analyse préliminaire des données . . . 166
5.1.2.1 Prévision de la température extérieure par station météo . . . 166
5.1.2.2 Corrélation de cette prévision avec la chaufferie . . . 167
5.1.2.3 Puissance thermique consommée par le réseau . . . 168
5.2 Transformation en ondelettes . . . 169
5.2.1 Définition et présentations des ondelettes . . . 169
5.2.2 Principe de la décomposition en ondelettes (temps continu) . . . 170
5.2.3 Transformation (décomposition) en ondelettes en temps discret . . . 171
5.2.4 Transformation inverse (recomposition) en ondelettes en temps discret . . . 172
5.3 Réseaux de neurones artificiels . . . 174
5.3.1 Neurone formel . . . 174
5.3.2 Perceptron multi-couche . . . 175
5.3.3 Entraînement d'un réseau de neurones . . . 176

5.3.3.1 Principe général de l'apprentissage supervisé . . . 176
5.3.3.2 Méthode de rétro-propagation du gradient . . . 177
5.3.3.3 Méthode de Newton . . . 177
5.3.3.4 Méthode de Gauss-Newton . . . 177
5.3.3.5 Méthode de Levenberg-Marquardt . . . 178
5.4 Analyse multi-résolution pour la prédiction des séries temporelles . . . 178
5.4.1 Principe général . . . 178
5.4.2 Décomposition des séquences passées . . . 179
5.4.3 Prédiction et recomposition de la séquence prédite . . . 180
5.4.4 Extension des paramètres d'étude . . . 181
5.4.5 Sélection des meilleurs modèles . . . 181
5.5 Prédiction de la température extérieure . . . 182
5.5.1 Description de l'étude réalisée . . . 182
5.5.2 Impact de l'ordre de l'ondelette et du niveau de décomposition . . . 183
5.5.3 Impact du nombre de séquences passées et du nombre de modèles spécialisés . . . 185
5.5.4 Impact de la période de sous-échantillonnage . . . 186
5.5.5 Configuration optimale et analyse des résultats . . . 188
5.6 Prédiction de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur . . . 190
5.6.1 Prédiction par utilisation de la température extérieure prédite . . . 190
5.6.2 Prédiction directe par analyse multi-résolution . . . 191
5.6.3 Utilisation conjointe des deux prédictions . . . 191
Conclusion . . . 193

6 Contrôle prédictif d'une chaufferie collective 195
6.1 Objectifs et stratégie de contrôle . . . 197
6.1.1 Méthodologie employée . . . 197
6.1.2 Définition de critères de coût à optimiser . . . 197
6.1.2.1 Évaluation économique, énergétique et émissive unitaire des combustibles utilisés . . . 197
6.1.2.2 Définitions des critères de coût . . . 199
6.2 Synthèse d'un contrôleur simple . . . 202
6.2.1 Description générale de l'action du contrôleur . . . 202
6.2.2 Fonctionnement en mode stockage . . . 202
6.2.2.1 Hypothèses de base . . . 202
6.2.2.2 Cas 1 : alimentation en eau chaude de la cuve de stockage . . . 202
6.2.2.3 Autre cas : stockage d'eau chaude impossible . . . 203
6.2.3 Fonctionnement en mode déstockage . . . 204
6.2.3.1 Hypothèses de base . . . 204
6.2.3.2 Cas 1 : utilisation optimale de l'eau chaude de la cuve de stockage . . . 204
6.2.3.3 Cas 2 : utilisation limitée de l'eau chaude de la cuve de stockage . . . 205
6.2.3.4 Autres cas : utilisation impossible de l'eau chaude de la cuve de stockage . . . 205
6.2.4 Modification de la consigne de la chaudière bois . . . 206
6.3 Développement d'un contrôleur prédictif . . . 206
6.3.1 Présentation de l'utilisation du contrôleur prédictif pour l'optimisation de la chaufferie 206
6.3.2 Description du problème d'optimisation . . . 207
6.3.2.1 Définition des principaux paramètres du contrôleur prédictif . . . 207
6.3.2.2 Formulation mathématique du problème d'optimisation . . . 209
6.3.3 Résolution du problème d'optimisation . . . 209

6.3.3.1 Considérations particulières pour le choix d'un algorithme d'optimisation adapté 209
6.3.3.2 Principe de fonctionnement de l'optimiseur global choisi 210
6.3.4 Séquence de fonctionnement du contrôleur prédictif 212
6.4 Analyse et comparaison des résultats 213
6.4.1 Contrôleur simple 213
6.4.1.1 Essais réalisés 213
6.4.1.2 Impact du volume de stockage et de la température de consigne de la chaudière bois 214
6.4.1.3 Impact des gains K_{IN} et K_{OUT} 217
6.4.2 Contrôleur prédictif 220
6.4.2.1 Essais réalisés 220
6.4.2.2 Impact du volume de stockage sur la consommation de combustible 220
6.4.2.3 Impact du volume de stockage sur les critères de coût 221
6.4.3 Synthèse des résultats 223
6.4.3.1 Configurations remarquables 223
6.4.3.2 Analyse temporelle de l'influence du module de stockage et des contrôleurs . 224
Conclusion 227

Conclusion générale et perspectives **231**

Nomenclature **235**

Bibliographie **241**

Table des figures

1.1 Augmentation de la température moyenne globale depuis l'ère industrielle [69, 155] 9
1.2 Augmentation de la température moyenne en France et dans le monde au XX^{ème}siècle par rapport à la moyenne pour la période 1971-2000 (Météo-France) [69] 10
1.3 Effet de serre [69] 11
1.4 Température et concentration de CO_2 dans l'atmosphère au cours des 400 000 dernières années (World Data Center for Paleoclimatology, Boulder & NOAA Paleoclimatology Program) [69] . 11
1.5 Concentration atmosphérique de GES de l'an 0 à 2005 [69, 155] 11
1.6 Comparaison entre la modélisation et les observations de l'augmentation des températures depuis 1860 [76] 12
1.7 Émission mondiale anthropique de gaz à effet de serre [155] 12
1.8 Les différents stades de l'énergie [72] 13
1.9 Répartition de l'énergie primaire dans le monde [69] 14
1.10 Émissions de CO_2 dues à l'énergie par combustible dans le monde [69] 15
1.11 Consommation d'énergie primaire (corrigée du climat) par énergie en France [68] 15
1.12 Production d'énergie primaire par énergie en France [68] 15
1.13 Production mondiale de pétrole par grande région ou origine selon le scénario de prévision de l'Association for the Study of Peak Oil & Gas [25] 16
1.14 Prix du baril de pétrole brut négocié sur les places des marchés internationaux des hydrocarbures [97] 16
1.15 Scénarios d'émission de GES pour la période 2000-2100 en l'absence de politiques climatiques additionnelles [155] 17
1.16 Part de la consommation primaire des énergies renouvelables en Europe [52] 19
1.17 Production d'énergie renouvelable par filière en France [68] 19
1.18 Consommation d'énergie finale par secteur [68] 20
1.19 Émission de CO2 par secteur en France liés à la combustion de l'énergie [4] 21
1.20 Consommation d'énergie finale des résidences principales par usage [4] 22
1.21 Consommation unitaire de chauffage, par énergie finale, en 2005 des résidences principales construites après 1975 [4] 22
1.22 Émissions de CO_2 liées au chauffage pour le secteur du bâtiment [69] 23
1.23 Diagramme hiérarchique pour l'optimisation d'un procédé de chauffage de bâtiments 24
1.24 Synoptique d'un réseau de chaleur urbain [70] 25
1.25 Consommation d'énergie primaire par type d'énergie dans les réseaux de chauffage urbains [68] 26
1.26 Contribution des réseaux de chaleur à l'augmentation des énergies renouvelables consommées à l'horizon 2020 [71] 27
1.27 Objectifs de raccordement aux réseaux de chaleur et part de l'énergie renouvelable en 2020 [73] 27
1.28 Consommation de gaz par secteur en France [68] 27
1.29 Évolution du prix d'importation du gaz naturel entre 1984 et 2008 [97] 28

1.30 Cycle carbone de la filière bois énergie (Agence locale de l'énergie de Montpellier) 29
1.31 Consommation d'énergie finale de bois [68] 29
1.32 Nouvelles chaufferies collectives et industrielles [4] 30
1.33 Schéma général du projet 30
1.34 Intérêt du stockage pour lisser la production quotidienne d'énergie 31

2.1 La maquette de bâtiment 37
2.2 Puissances de chauffe utilisées sur la maquette de bâtiment 39
2.3 Acquisition de températures sur la maquette de bâtiment 39
2.4 Températures à l'intérieur de la maquette de bâtiment 40
2.5 Évolution comparée des températures mesurées et simulées au sud ouest (T_{SO}) 42
2.6 Consigne de température (Norme NF EN ISO 13790) [99] 42
2.7 Schéma de contrôle PID 43
2.8 Exemple d'ensemble flou 46
2.9 Exemple de singleton flou 46
2.10 Formes courantes des fonctions d'appartenance 47
2.11 Synoptique du fonctionnement d'un régulateur flou 49
2.12 Régulation d'un processus MISO par un PI-flou ou un PD-flou 49
2.13 Régulation d'un processus MISO par un PID-flou 50
2.14 Régulation d'un processus MISO par un PID-flou en parallèle 50
2.15 Régulation d'un processus MISO par un PID-flou en supervision 51
2.16 Régulation d'un processus MISO par un PID-flou hybride 51
2.17 Schéma de contrôle PID-flou 52
2.18 Structure générale d'un contrôleur prédictif de type MPC [147] 54
2.19 Schéma de contrôle PID-MPC 56
2.20 Fuzzification de l'entrée ϵ (configuration E, E' et E") 60
2.21 Fuzzification de l'entrée U_{EnR} (configuration E, B, C, E' et E") 60
2.22 Fuzzification de la sortie U_{EnR}^{FLC} (configuration E, B, C, E' et E") 60
2.23 Fuzzification de la sortie U_{EnF}^{FLC} (configuration E, B, C, E' et E") 60
2.24 Fuzzification de l'entrée ϵ (configuration B) 61
2.25 Fuzzification de l'entrée ϵ (configuration C) 62
2.26 Critères du contrôleur PID-flou (configuration E, E' et E") 63
2.27 Puissance de chauffe PID-flou (configuration B) 63
2.28 Température régulée par PID-flou (configuration B) 63
2.29 Puissance de chauffe PID-flou (configuration C) 64
2.30 Température régulée par PID-flou (configuration C) 64
2.31 Puissance de chauffe PID-flou (configuration E) 64
2.32 Température régulée par PID-flou (configuration E) 64
2.33 Puissance de chauffe PID-flou (configuration E') 64
2.34 Température régulée par PID-flou (configuration E') 64
2.35 Puissance de chauffe PID-flou (configuration E") 64
2.36 Température régulée par PID-flou (configuration E") 64
2.37 Évolution des critères de performance selon le paramètre de réglage du contrôleur PID-MPC 66
2.38 Comparaison des contrôleurs pour la régulation de la température intérieure 69

3.1 Modèle de type Hammerstein-Wiener 79
3.2 Bloc linéaire d'un modèle Hammerstein-Wiener 82
3.3 Schéma général du projet (Modélisation) 83

3.4 Synoptique de la chaufferie collective de La Rochelle . . . 84
3.5 Modélisation de la chaufferie . . . 85
3.6 Procédure de modélisation de la chaufferie . . . 86
3.7 Régulateur général de la chaufferie . . . 87
3.8 Température de consigne du réseau . . . 91
3.9 Température de consigne de la chaudière à bois . . . 91
3.10 Température de consigne cascade . . . 92
3.11 Température de consigne de la chaudière gaz-fioul . . . 92
3.12 Synoptique de la chaudière à bois . . . 94
3.13 Nombre de coups de poussoir instantané . . . 98
3.14 Température au départ de la chaudière bois . . . 99
3.15 Consommation cumulée journalière de bois . . . 99
3.16 Consommation cumulée totale de bois . . . 99
3.17 Synoptique de la chaudière à gaz-fioul . . . 100
3.18 Volume de gaz instantané . . . 104
3.19 Volume de gaz cumulé journalier . . . 105
3.20 Volume de gaz cumulé total . . . 105
3.21 Volume de fioul cumulé total . . . 105
3.22 Température des fumées de la chaudière gaz-fioul . . . 106
3.23 Température de l'eau au départ de la chaudière gaz-fioul . . . 106
3.24 Synoptique du circuit hydraulique collecteur . . . 107
3.25 Température au retour de la chaudière gaz-fioul . . . 110
3.26 Température au retour de la chaudière à bois . . . 110
3.27 Température au départ du collecteur . . . 110
3.28 Débit dans le collecteur . . . 111
3.29 Synoptique de la bouteille de découplage hydraulique . . . 112
3.30 Température au départ du réseau . . . 113
3.31 Température au retour du collecteur . . . 114
3.32 Synoptique du réseau de chaleur . . . 114
3.33 Consigne de pression différentielle sur le réseau . . . 117
3.34 Pression différentielle sur le réseau . . . 117
3.35 Ouverture de la pompe d'alimentation du réseau . . . 118
3.36 Débit réseau . . . 118
3.37 Température au retour du réseau . . . 120
3.38 Synoptique de l'échangeur cogénération/réseau . . . 120
3.39 Synoptique de la cogénération . . . 121
3.40 Débit client . . . 125
3.41 Température retour client . . . 126
3.42 Débit production . . . 126
3.43 Ouverture de l'aérotherme (uniquement simulé) . . . 126
3.44 Température départ client . . . 127
3.45 Température retour production . . . 127
3.46 Puissance dissipée dans l'aérotherme . . . 127
3.47 Puissance fournie par le circuit de production . . . 128
3.48 Énergie fournie par le circuit de production . . . 128
3.49 Puissance absorbée par le circuit client . . . 128
3.50 Énergie absorbée par le circuit client . . . 129

3.51 Température de l'eau au début du circuit interne de la cogénération . . . 129
3.52 Température de l'eau au milieu du circuit interne de la cogénération . . . 129
3.53 Température de l'eau au départ de la production . . . 130

4.1 Schéma général du projet (Stockage) . . . 139
4.2 Principe du stockage sous chaleur sensible (Stockage) . . . 140
4.3 Stockage avec garnissage [171] . . . 141
4.4 Stockage avec gravier et sable [171] . . . 141
4.5 Solidification d'un matériau [170] . . . 142
4.6 Volume de stockage comparé [170] . . . 143
4.7 Prix comparés des MCP (en hautes températures) [94] . . . 144
4.8 Surfusion lors de la solidification d'un matériau [28] . . . 145
4.9 Capsule MCP (stockage) [170] . . . 145
4.10 Capsule MCP (déstockage) [170] . . . 145
4.11 Systèmes d'amélioration du transfert thermique des MCP [5] . . . 146
4.12 Cuve de stockage [170] . . . 147
4.13 Pertes thermiques au niveau des parois de la cuve de stockage [170] . . . 147
4.14 Protection de la stratification [170] . . . 149
4.15 Modélisation du stockage entièrement mélangé . . . 150
4.16 Modélisation du système de stockage avec stratification . . . 150
4.17 Réponse indicielle du modèle de stockage . . . 153
4.18 Schéma d'intégration du stockage . . . 155
4.19 Mode stockage . . . 156
4.20 Mode déstockage . . . 156
4.21 Mode déconnecté . . . 157
4.22 Modèles d'intégration du stockage . . . 158
4.23 Schéma alternatif d'intégration du stockage . . . 160

5.1 Schéma général du projet (Prédiction) . . . 165
5.2 Températures extérieures mesurées et prédites au niveau de la station météorologique . . . 166
5.3 Températures extérieures mesurées et prédites . . . 167
5.4 Puissance thermique du réseau mesurée et reconstruite à partir de la température extérieure mesurée à la chaufferie . . . 168
5.5 Différentes familles d'ondelettes et leur fonction d'échelle associée . . . 170
5.6 Ondelette de Daubechies à différents ordres . . . 170
5.7 Comparaison de l'ondelette et d'une portion du signal . . . 170
5.8 Translation de l'ondelette pour la comparaison . . . 171
5.9 Dilatation de l'ondelette pour la comparaison . . . 171
5.10 Décomposition d'un signal par transformation discrète en ondelettes . . . 172
5.11 Décomposition successive en ondelette (niveau 3) . . . 172
5.12 Recomposition d'un signal par transformation discrète en ondelettes . . . 173
5.13 Recomposition d'un signal par transformation discrète en ondelettes . . . 173
5.14 Schéma du neurone formel . . . 174
5.15 Fonctions d'activation . . . 174
5.16 Réseau de neurones artificiels de type perceptron multi-couches . . . 175
5.17 Schématique de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones. . . . 176
5.18 Développement d'un modèle de prédiction de séries temporelles . . . 179
5.19 Décomposition des séquences par transformation discrète en ondelettes . . . 180

5.20 Utilisation des réseaux de neurones artificiels et de la transformée discrète en ondelettes pour recomposer la séquence prédite . . . 181
5.21 Sélection statistique du meilleur modèle . . . 182
5.22 Influence de l'ordre de l'ondelette et de la topologie du réseau . . . 183
5.23 Influence du niveau de décomposition et de la topologie du réseau . . . 184
5.24 Influence de l'ordre de l'ondelette et du niveau de décomposition . . . 184
5.25 Influence du nombre de séquences passées considérées et de la topologie du réseau (un seul modèle global) . . . 185
5.26 Influence du nombre de séquence passées considérées et de la topologie du réseau (trois modèles spécialisés) . . . 186
5.27 Influence du nombre de séquence passées considérées et du nombre de modèles spécialisés . . . 186
5.28 Influence du nombre de séquences passées et de la topologie du réseau (échantillonnage de 10 minutes) . . . 188
5.29 Influence du nombre de séquences passées et du nombre de modèles spécialisés (échantillonnage de 10 minutes) . . . 188
5.30 Prédiction de la température extérieure . . . 189
5.31 Puissance thermique prédite par les prévisions de la température extérieure . . . 191
5.32 Comparaison des puissances thermiques prédites . . . 192

6.1 Procédure d'optimisation de la chaufferie . . . 198
6.2 Régulation du modèle de stockage énergétique . . . 202
6.3 Stockage en fonctionnement (contrôleur simple) . . . 203
6.4 Stockage arrêté (contrôleur simple) . . . 204
6.5 Déstockage en fonctionnement optimal (Contrôleur simple) . . . 205
6.6 Déstockage en fin de course (contrôleur simple) . . . 205
6.7 Déstockage arrêté (contrôleur simple) . . . 206
6.8 Schéma général du projet (contrôle optimal prédictif) . . . 207
6.9 Contrôleur prédictif . . . 208
6.10 Exemple de fonction convexe [177] . . . 210
6.11 Exemple de fonction non convexe avec optimum local . . . 210
6.12 Fonctionnement général du contrôleur MPC développé pour l'optimisation de la chaufferie . . . 212
6.13 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de gaz . . . 214
6.14 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de fioul . . . 215
6.15 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de bois . . . 215
6.16 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J1 . . . 216
6.17 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J2 . . . 216
6.18 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J3 . . . 216
6.19 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J4 . . . 216
6.20 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J5 . . . 217
6.21 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J6 . . . 217
6.22 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de gaz . . . 218
6.23 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de bois . . . 218
6.24 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de fioul . . . 218
6.25 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J1 . . . 219
6.26 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J2 . . . 219
6.27 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J3 . . . 219
6.28 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J4 . . . 219
6.29 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J5 . . . 219

6.30 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J6 219
6.31 Impact de V_{tot} sur la consommation de gaz 220
6.32 Impact de V_{tot} sur la consommation de bois 221
6.33 Impact de V_{tot} sur la consommation de fioul 221
6.34 Impact de V_{tot} sur le critère J1 221
6.35 Impact de V_{tot} sur le critère J2 221
6.36 Impact de V_{tot} sur le critère J3 222
6.37 Impact de V_{tot} sur le critère J4 222
6.38 Impact de V_{tot} sur le critère J5 222
6.39 Impact de V_{tot} sur le critère J6 222
6.40 Consommation de gaz avec la configuration CS_4 225
6.41 Consommation de gaz avec le MPC 225
6.42 Différentes températures au départ du réseau avec la configuration CS_4 225
6.43 Différentes températures au départ du réseau avec le MPC 226
6.44 Contrôleur prédictif (Configuration alternative) 228

Liste des tableaux

2.1 Surface des différentes parois de la maquette . . . 38
2.2 Pertes thermiques de la maquette . . . 38
2.3 Paramètres du modèle de la maquette . . . 41
2.4 FIT du modèle de la maquette . . . 41
2.5 Impact de la configuration du contrôleur flou sur la performance énergétique de la régulation 60
2.6 Base de règles pour le module FLC_{EnR} (configuration E) . . . 60
2.7 Base de règles pour le module FLC_{EnF} (configuration E) . . . 61
2.8 Base de règles pour le module FLC_{EnR} (configuration B et C) . . . 61
2.9 Base de règles pour le module FLC_{EnF} (configuration B et C) . . . 62
2.10 Influence du facteur de pondération sur les performances du contrôleur PID-MPC . . . 66
2.11 Résultats comparatifs (énergie et critères) pour les 3 contrôleurs . . . 68

3.1 Paramètres identifiés pour le modèle de la régulation du réseau . . . 91
3.2 Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur l'entrée ($T_{consi-CH2}$) . . . 96
3.3 Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur l'entrée ($T_{ret-CH2}$) . . . 97
3.4 Paramètres identifiés pour la fonction linéaire associée à ($NbCP$) . . . 97
3.5 Paramètres identifiés pour la fonction linéaire associée à ($T_{dep-CH2}$) . . . 97
3.6 Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur la sortie ($NbCP$) . . . 98
3.7 Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur la sortie ($T_{dep-CH2}$) . . . 98
3.8 Pouvoir calorifique inférieur du gaz et du fioul . . . 102
3.9 Pouvoir calorifique supérieur du gaz et du fioul . . . 102
3.10 Paramètres identifiés pour le modèle de la chaudière gaz-fioul . . . 104
3.11 Paramètres identifiés pour le modèle du collecteur . . . 109
3.12 Relation entre la pression différentielle et le débit . . . 116
3.13 Paramètres identifiés pour le modèle de la régulation de pression du réseau . . . 117
3.14 Paramètres du modèle du réseau de chaleur . . . 119
3.15 Paramètres du modèle de la centrale de cogénération . . . 125
3.16 ERM du modèle de la régulation générale du réseau . . . 131
3.17 ERM du modèle de la chaudière à bois . . . 132
3.18 ERM du modèle de la chaudière à gaz-fioul . . . 132
3.19 ERM du modèle du collecteur . . . 132
3.20 ERM du modèle de la bouteille de découplage hydraulique . . . 132
3.21 ERM du modèle du réseau . . . 132
3.22 ERM du modèle de la cogénération . . . 133

4.1 Propriétés thermophysiques des fluides pour le stockage . . . 140
4.2 Propriétés thermophysiques des solides pour le stockage [180, 171] . . . 141

4.3 Propriétés thermophysiques de MCP [206, 170] 143
4.4 Paramètres du modèle de stockage 152
4.5 Analyse des réponses indicielles du stockage 154

5.1 Comparaison des prédictions par jour au niveau de la station météorologique 166
5.2 Comparaison des prévisions par jour au niveau de la chaufferie 168
5.3 Impact du sous-échantillonnage sur les mesures de la température extérieure 187
5.4 Paramètres optimaux du modèle de prédiction 189
5.5 Critères de corrélation pour la prédiction de la température extérieure 189
5.6 Paramètres pour l'estimation de la puissance thermique 192
5.7 Comparaison des puissances thermiques prédites 192

6.1 Comparaison des différents combustibles 199
6.2 Critères de coût de référence 201
6.3 Configurations remarquables 223

Introduction générale

L'objectif de cette thèse a été de développer et d'appliquer, à une problématique industrielle réelle, une méthodologie d'optimisation de l'utilisation des énergies renouvelables pour le chauffage des bâtiments. Cette méthodologie utilise les outils de l'automatique et passe par la modélisation du système à optimiser, le développement de systèmes de stockage énergétiques et la synthèse de contrôleurs optimaux testés et paramétrés d'abord en simulation puis sur le système réel. L'application de cette méthodologie à la problématique d'une chaufferie collective de quartier montre, tout du moins en simulation, qu'il est possible d'améliorer sensiblement le taux de couverture des énergies renouvelables et de réaliser des économies tant sur le plan économique qu'énergétique ou environnemental en consommant moins d'énergie fossile.

Le *premier chapitre* expose les enjeux environnementaux, énergétiques et économiques actuels et qui nous amènent à proposer de nouvelles solutions de gestion énergétique afin d'éviter d'entrer dans une ère de récession énergétique brutale. À partir du constat fait par des institutions mondiales, telles que le GIEC (Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat), il est aujourd'hui admis par la communauté scientifique internationale, que la température moyenne de la Terre est en augmentation et que l'activité anthropique en est une des causes, sinon la plus importante.

Une analyse descendante, que l'on définit comme une approche systémique du général au particulier (pour la division des problèmes), est réalisée au début de ce chapitre. Elle permet, tout d'abord, de définir les raisons de ce changement climatique, dû principalement à la consommation très importante d'énergie fossile dégageant, lors de la combustion, des gaz à effet de serre. Cette analyse se poursuit pour tenter de cerner plus particulièrement les sources d'énergies et les secteurs d'activités qui sont les plus contributifs aux émissions de gaz à effet de serre, que ce soit dans le monde, en Europe ou en France.

Le résultat de cette analyse descendante nous amène à considérer comme très contributif le secteur du bâtiment (résidentiel et tertiaire) et en particulier le poste de chauffage. L'effort important à mener dans ce secteur passe par l'utilisation d'énergies renouvelables pour remplacer les énergies fossiles et améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments. C'est sur ce premier point que nous avons focalisé notre travail. Cette analyse terminée, nous proposons une méthode générale basée sur le principe de l'analyse ascendante, définie par l'utilisation d'un maximum d'outils validés et sûrs pour répondre à la problématique posée. Cette méthodologie s'appuie sur l'utilisation de différents outils de l'automatique pour la modélisation et l'identification du système de chauffe et des bâtiments, l'intégration de systèmes de stockage énergétique et le développement de contrôleurs prédictifs optimaux utilisant des données fournies par des modules de prédiction.

Une première application simple de la méthodologie d'optimisation énergétique pour le chauffage de bâtiments est décrite dans le *deuxième chapitre*. Il s'agit d'une maquette de bâtiment à échelle réduite dont le chauffage consiste en deux sources d'énergies différentes, l'une à énergie renouvelable et l'autre à énergie fossile [164, 159]. La première partie du chapitre présente le développement de cette maquette et la modélisation de son fonctionnement à partir d'un système de monitoring [165, 188] permettant de contrôler les organes de

chauffe et de faire une acquisition de la température à plusieurs endroits du bâtiment.

L'optimisation énergétique, c'est-à-dire l'amélioration du taux de couverture des énergies renouvelables passe par le développement de contrôleurs dont le paramétrage est optimisé pour répondre au mieux à une stratégie de chauffe. Cette dernière est définie par un ensemble de critères de performance liant la précision du régulateur pour améliorer le suivi de consigne de température dans le bâtiment et l'efficacité énergétique définie par le taux de couverture de l'énergie fossile. Trois types de contrôleurs ont été développés et optimisés. Le premier, un contrôleur PID, est classiquement utilisé dans les bâtiments. Le second complète le correcteur PID par un module flou pour en améliorer le fonctionnement [160, 163]. Enfin, le troisième, de la même façon que le contrôleur flou, améliore le comportement de l'installation grâce à un contrôleur prédictif (MPC) [60]. Les trois contrôles sont analysés et comparés en simulation [162, 61] et font ressortir les améliorations significatives apportés par le contrôleur prédictif et dans une moindre mesure par le régulateur flou [161].

Avec le *troisième chapitre* de ce manuscrit débute l'étude du projet principal, le projet OptiEnR, qui porte sur une chaufferie collective gérée par le groupe Cofely GDF-SUEZ, utilisée pour le chauffage des bâtiments d'un quartier de La Rochelle. Ce chapitre décrit en détail le fonctionnement actuel de l'installation et propose une modélisation modulaire de chacun des composants de la chaufferie [57]. Celle-ci est en effet constituée d'une chaudière à bois (source d'énergie renouvelable), d'une chaudière à gaz-fioul et d'une centrale de cogénération à gaz (sources d'énergie fossile). D'autres éléments sont à prendre en compte tels que les mélanges ou la séparation de l'eau à travers un circuit hydraulique particulier comprenant entre autres une bouteille de séparation hydraulique, des pompes d'alimentation et un réseau de chaleur. Le contrôle des différents systèmes de l'installation se fait en partie par l'intermédiaire d'un régulateur général, implanté dans un système de monitoring (acquisition et contrôle) qui définit l'utilisation des chaudières et la température de l'eau envoyée sur le réseau, et des régulateurs déportés qui contrôlent les différents éléments (chaudières, pompes, cogénération...) sans interactions.

Le modèle a été développé à partir de données relevées sur le site au cours d'une saison de chauffe et a nécessité l'utilisation de différentes techniques telles que les modèles de type Hammerstein-Wiener (boîtes noires), les modèles paramétriques (boîtes grises) et les modèles de connaissance (boîtes blanches), en fonction de l'expertise et des données disponibles pour chaque système. La phase d'identification à partir des données extérieures requiert des algorithmes d'optimisation de type moindres carrés non linéaires avec résolution par la méthode de la région de confiance de Newton. La construction d'un modèle global de la chaufferie passe alors par l'intégration de tous ces modèles et l'utilisation d'entrées extérieures telles que la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur.

Le travail présenté au *quatrième chapitre* concerne le développement d'un système de stockage énergétique. En effet, pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie, nous avons choisi, en accord avec le gérant du site, d'ajouter une cuve de stockage énergétique qui servira à stocker de l'énergie produite par la chaudière à bois pendant les creux de consommation et à la déstocker pendant les pics de consommation, afin de minimiser l'utilisation de la chaudière à gaz. Une étude des différentes solutions technologiques est réalisée pour choisir un système de stockage en fonction des contraintes d'exploitation. Un modèle est alors proposé pour décrire le fonctionnement thermique de la cuve.

Une modification du schéma hydraulique de la chaufferie est alors proposée pour pouvoir intégrer la cuve de stockage à la configuration actuelle du site. Afin de refléter cette modification hydraulique physique, le modèle global de la chaufferie est modifié pour prendre en compte le modèle du système de stockage. Pour cela des équations modélisant les connexions entre les deux modèles ont été développées. On obtient donc *in fine* le modèle global de la chaufferie avec stockage.

L'optimisation de la chaufferie passe par une anticipation de son comportement, notamment concernant la

consommation d'énergie. Or celui-ci dépend de variables extérieures qui sont la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. C'est pourquoi au cours du *cinquième chapitre* est abordée la problématique du développement d'un module de prédiction de ces deux variables [58]. Ce module utilise les séquences passées des variables considérées et des indices temporels pour établir la séquence prédite. Il se base sur une analyse multi-résolution par transformation en ondelettes discrète pour décomposer les signaux d'entrée en différents sous-signaux par tranche fréquentielle. La prédiction de ses sous-signaux est réalisée par des réseaux de neurones artificiels avant une reconstruction finale des signaux prédits par transformation inverse en ondelettes.

De nombreux paramètres tels que la topologie des réseaux de neurones, la fréquence d'échantillonnage, le niveau de décomposition en ondelettes, influent sur la précision des prédictions. Une étude est donc réalisée pour évaluer l'influence de chacun de ces paramètres et déterminer la configuration optimale utilisée pour la prédiction de la température extérieure et de la puissance thermique. Ces deux variables extérieures sont en effet fortement corrélées.

Le *sixième chapitre* présente la finalité du travail portant sur la chaufferie, c'est à dire l'optimisation à proprement parler de son fonctionnement. Les différents outils développés et présentés dans les trois chapitres précédents sont utilisés conjointement. Une stratégie de contrôle est tout d'abord définie, s'appuyant sur une évaluation des performances de la chaufferie par la détermination de critères de coût économique, énergétique, technique et environnemental. Deux contrôleurs différents sont ensuite développés pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie. Ils jouent tous les deux sur les mêmes variables, le débit d'eau dans la cuve de stockage et la température de consigne de la chaudière à bois.

Le premier est un contrôleur en ligne basé sur des considérations simples pour gérer la chaufferie, alors que le second est un contrôleur prédictif qui bénéficie des prédictions des variables extérieures pour anticiper le comportement de la chaufferie. Il utilise pour cela un modèle interne afin de minimiser une fonction objectif répondant à la stratégie choisie [59]. Le modèle utilisé étant non-linéaire, un optimiseur global a été choisi pour résoudre le problème de minimisation de la fonction objectif, auquel est confronté régulièrement le régulateur prédictif pendant la simulation. En fonction de différents paramètres, dont le volume de la cuve de stockage, les résultats obtenus par des simulations du modèle global de la chaufferie avec stockage, en utilisant l'un ou l'autre des deux contrôleurs, sont finalement analysés pour déterminer la configuration de contrôle qui optimise le fonctionnement du site en accord avec l'un ou l'autre des critères de performance.

Chapitre 1

Enjeux énergétiques pour le chauffage de bâtiments

Ce premier chapitre détaille les enjeux énergétiques concernant le secteur du bâtiment, et plus particulièrement le poste du chauffage.

La première partie de ce chapitre jette les bases du contexte climatique et énergétique mondial constatant l'augmentation de la température moyenne mondiale depuis le début de l'ère industrielle, la corrélation avec l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre, principalement le gaz carbonique, est mise en avant.

Dans la deuxième partie du chapitre, l'étude de la consommation énergétique récente de l'homme, liée à l'utilisation massive d'énergie fossile, permet de prendre la mesure de l'influence des activités humaines sur les émissions de gaz à effet de serre et donc sur l'augmentation de la température terrestre. Cette seconde partie se termine par la présentation des solutions mises en place pour réduire les émissions de gaz à effet de serre, notamment grâce au protocole de Kyoto et au développement des énergies renouvelables.

Au cours de la troisième partie du chapitre, le secteur du bâtiment est étudié en détail car il est responsable d'une grande partie de la consommation énergétique et donc de l'émission de CO_2. Cette analyse permet de mettre en avant le chauffage comme le premier poste consommateur d'énergie dans ce secteur. Les différentes sources d'énergie utilisées pour le chauffage sont présentées ainsi que les directives françaises décidées pour réduire à la fois la consommation générale, toutes énergies confondues, mais aussi pour remplacer une partie de l'énergie fossile consommée par des énergies renouvelables.

Enfin, la quatrième et dernière partie du chapitre propose une méthodologie générale permettant d'optimiser un procédé multi-source pour le chauffage de bâtiments basée sur le développement de modèles du procédé existant et l'évaluation en simulation de stratégies de contrôle avancées utilisant des contrôleurs optimaux prédictifs pour gérer les différentes sources énergétiques et des systèmes de stockage énergétique. Cette méthodologie a été proposée pour répondre à la problématique de l'optimisation d'une chaufferie collective multi-énergie permettant de chauffer un quartier via un réseau de chaleur et exploitant des ressources fossiles et renouvelables. L'objectif est alors de réduire le recours aux énergies fossiles (ici le gaz et le fioul) en ajoutant un système de stockage au système actuel pour favoriser l'utilisation de l'énergie renouvelable (ici le bois).

1.1 Contexte climatique

1.1.1 Problèmes climatiques

Le contexte de ce travail de thèse est au centre de la problématique du réchauffement climatique global de la Terre que nous subissons tous aujourd'hui. En effet, les mesures de la température globale moyenne à la surface de la Terre montrent qu'il y a un réchauffement d'environ 1 °C depuis 1850 (début de l'ère industrielle). Comme on peut le voir sur la figure 1.1, le taux d'accroissement augmente de plus en plus. Si sur 150 ans il est seulement de 0,045 °C·an^{-1}, il atteint pour ces 25 dernières années une valeur de 0,177 °C·an^{-1} [155].

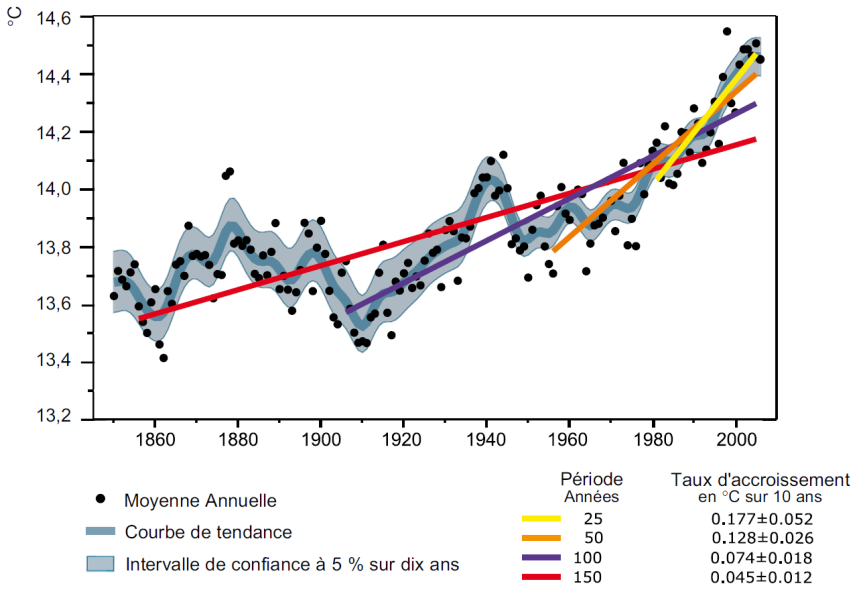


Figure 1.1 – Augmentation de la température moyenne globale depuis l'ère industrielle [69, 155]

Le réchauffement climatique de l'atmosphère n'est pas un phénomène local, cette augmentation est généralisée à tous les continents avec des variations plus ou moins importantes. Concernant la France, la figure 1.2 montre clairement que nous ne sommes pas en reste car, si au niveau mondial, au cours du XX$^{\text{ème}}$siècle, la variation est de 0,8 °C, ce réchauffement se traduit en France par une augmentation de près de 2 °C. En observant la moyenne des températures entre 1971 et 2000 on remarque que 7 des dix dernières années ont été les plus chaudes depuis 1901.

En réalité, le réchauffement est plus faible au niveau des tropiques qu'au niveau des pôles et, de la même façon, plus important sur les territoires côtiers que ceux éloignés des mers ou des océans. Au niveau européen, cette répartition inégale du réchauffement se vérifie également puisque c'est surtout le nord du continent, proche de la mer, qui subit la plus forte augmentation de température.

Les conséquences du réchauffement climatique ne sont pas négligeables puisqu'on constate, par exemple, une tendance à la diminution d'environ 1 million de kilomètres carrés pour la couverture neigeuse depuis 1970. Cette fonte glaciaire est visible en France pour les glaciers Alpins d'Argentière, de Saint-Sorlin ou de Gébroulaz.

Par ailleurs, depuis 1970, on note une élévation importante de 200 mm du niveau des mers et des océans. Cette élévation est imputable en grande partie à la fonte des glaces (glaciers, calottes polaires, couverture neigeuse, pergélisols) et à la dilatation thermique des océans, consécutives à l'augmentation de la température terrestre. Ces évènements sont respectivement à l'origine de 25 % et 52 % de l'élévation constatée entre 1993 et 2003 [155]. Cette élévation est très inquiétante puisque la moitié de la population humaine vit près des

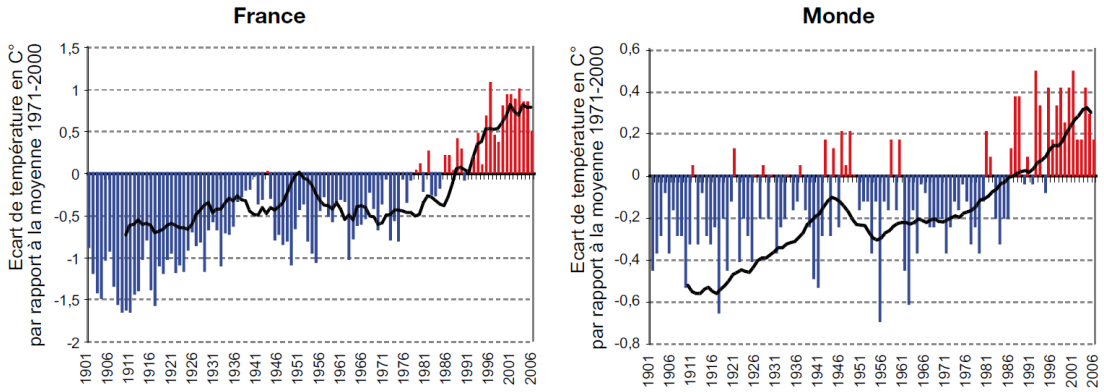


Figure 1.2 – Augmentation de la température moyenne en France et dans le monde au XX$^{\text{ème}}$siècle par rapport à la moyenne pour la période 1971-2000 (Météo-France) [69]

côtes et pourrait donc être amenée à se déplacer. L'augmentation du niveau des océans participe également à la salinisation des nappes phréatiques cotières, ce qui pose un grave problème sanitaire au niveau mondial.

Notons également que l'augmentation de la température au niveau mondial favorise l'apparition d'évènements extrêmes [155] tels que des jours inhabituellement chauds (se situant au delà des 90 % des températures les plus chaudes enregistrées sur la période 1951-1990) ou bien des anomalies de précipitations (pluies anormallement fortes comparativement aux moyennes annuelles). L'augmentation de la température semble également être impliquée dans la recrudescence du nombre de tempêtes tropicales ou de cyclones de fortes intensités, ce qui participe à l'augmentation du nombre de catastrophes naturelles climatiques de fortes intensités.

L'élévation de la température pose donc la question des causes ayant engendré ce problème d'ordre planétaire afin de savoir s'il est possible de corriger cette tendance à la hausse et d'en limiter l'impact.

1.1.2 Émission de CO_2

Pour trouver des éléments de réponse à cette question, il faut évoquer les circonstances qui influent sur la température moyenne terrestre : la présence du soleil et l'effet de serre naturel. C'est, en effet, le soleil qui fournit l'essentiel de l'énergie à la Terre par l'intermédiaire de ses rayons. L'énergie solaire absorbée par la Terre est alors réémise sous la forme de rayonnements infrarouges. Sans atmosphère, la température à la surface de la Terre serait d'environ −19 °C (partie gauche de la figure 1.3). Cependant, la Terre est entourée d'une atmosphère composée de différents gaz atmosphériques, dits gaz à effet de serre, qui permettent de conserver temporairement une partie de l'énergie solaire reçue. Grâce à la présence de ces gaz à effet de serre, les rayons infrarouges émis par la Terre sont réémis vers le sol ce qui contribue à conserver plus longtemps cette énergie autour de la planète et donc d'augmenter sa température moyenne à une valeur proche de 14 °C (partie droite de la figure 1.3). Les gaz qui contribuent à cet effet de serre sont principalement la vapeur d'eau (60 %), le dioxyde de carbone (26 %), l'ozone (8 %) et le méthane avec les oxydes d'azotes (6 %).

Pour comprendre l'augmentation de la température terrestre il faut donc s'intéresser à la variation de l'activité solaire et à la quantité de gaz à effet de serre présente dans l'atmosphère.

Si on s'intéresse à la variation de la quantité de gaz à effet de serre, on constate que, depuis toujours à l'échelle géologique, il existe une forte corrélation entre la température moyenne à la surface de la Terre et la concentration en gaz à effet de serre. La figure 1.4 présente les évolutions comparées de la température moyenne sur Terre et de la concentration en CO_2, qui est en proportion l'un des principaux gaz à effet de serre, pour les 400 000 dernières années. On voit que la corrélation entre ces deux variables est très importante.

Figure 1.3 – Effet de serre [69]

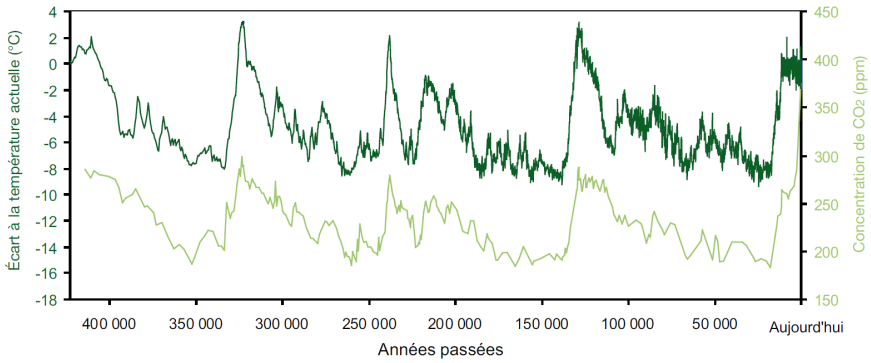
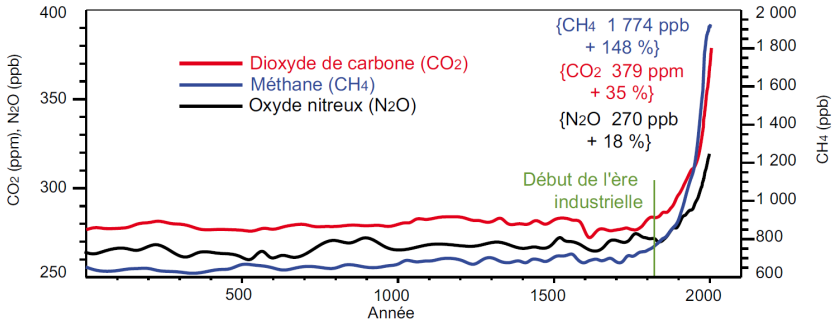


Figure 1.4 – Température et concentration de CO_2 dans l'atmosphère au cours des 400 000 dernières années (World Data Center for Paleoclimatology, Boulder & NOAA Paleoclimatology Program) [69]

De façon générale, on note une élévation très rapide de la concentration de tous les gaz à effet de serre issus de la combustion d'énergie (CO_2, CH_4, NO_2) depuis le début de l'ère industrielle, comme on peut le voir sur la figure 1.5 qui présente leurs évolutions depuis le début de notre ère.



Le chiffre entre crochets correspond au pourcentage de croissance des concentrations atmosphériques des gaz représentés entre 1750 et 2005.

Figure 1.5 – Concentration atmosphérique de GES de l'an 0 à 2005 [69, 155]

Des modèles climatiques ont été utilisés par des climatologues pour retracer l'évolution de la température moyenne terrestre en prenant en compte uniquement les facteurs naturels influant sur le climat, principalement la variation de l'activité solaire. Les résultats présentés par la figure 1.6 (a) montrent que les variations naturelles n'expliquent qu'une faible partie de l'évolution actuelle de la température terrestre.

En prenant uniquement en compte l'influence anthropique, notamment avec les émissions importantes de gaz à effet de serre, on voit sur la figure 1.6 (b) que la corrélation du modèle et de la réalité est plus importante, sans être toutefois excellente.

C'est en prenant en compte à la fois les influences naturelles et anthropiques qu'on arrive à la meilleure corrélation (figure 1.6(c)). Ceci signifie donc que l'homme a une part importante de responsabilité dans l'augmentation de la température moyenne terrestre au cours du dernier siècle. Les rejets massifs de gaz à effet de serre et notamment de CO_2 contribuent majoritairement à la variation de température constatée.

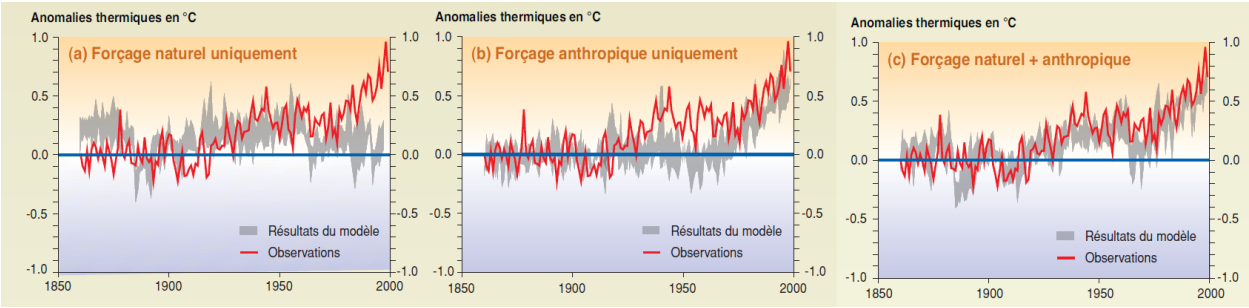


Figure 1.6 – Comparaison entre la modélisation et les observations de l'augmentation des températures depuis 1860 [76]

L'influence de l'homme sur les émissions de gaz à effet de serre est très importante. La figure 1.7 présente les émissions mondiales anthropiques de gaz à effet de serre. La partie a) représente les émissions annuelles de GES anthropiques dans le monde, de 1970 à 2004, la partie b) décrit les parts respectives des différents GES anthropiques dans les émissions totales de 2004, en équivalent-CO_2 et la partie c) détaille les contributions des différents secteurs aux émissions totales de GES anthropiques en 2004, en équivalent-CO_2 (la foresterie inclut le déboisement). Il apparaît que c'est le CO_2 qui est le plus massivement émis par les activités humaines (76,7 % du total) et que son émission est dûe en très grande partie à la combustion d'énergie fossile (56,6 % du total soit 73,8 % des émissions de CO_2).

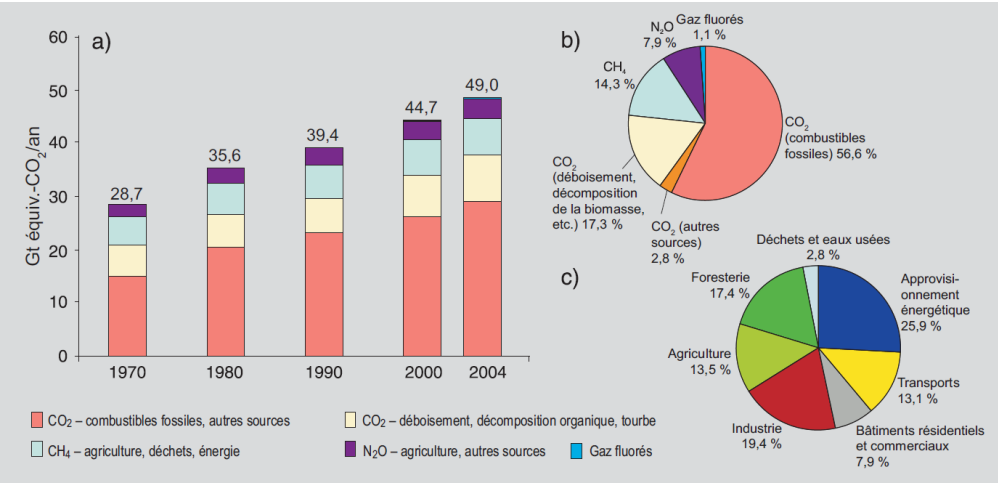


Figure 1.7 – Émission mondiale anthropique de gaz à effet de serre [155]

1.2 Contexte énergétique

1.2.1 Consommation d'énergie

1.2.1.1 Définition des termes relatifs à l'énergie consommée

Comme vu dans la partie précédente, c'est la consommation d'énergie fossile qui est responsable de la grande majorité des rejets de gaz à effet de serre. Si on s'intéresse à la consommation d'énergie il faut comprendre que l'énergie passe par plusieurs stades au cours de sa production, de son transport et de sa consommation et que chacun de ces états possède une dénomination propre. La figure 1.8 présente les différents stades de l'énergie avec les pertes dues à chaque étape.

Énergie primaire. Il s'agit de l'énergie brute, n'ayant subi aucune conversion, telle que peut l'être par exemple le pétrole non raffiné.

Énergie secondaire. Cette énergie correspond à de l'énergie primaire qui a été transformée avant son transport à destination de l'utilisateur final (exemple : produits pétroliers raffinés)

Énergie finale. Par ce terme est désignée l'énergie qui a été livrée à l'utilisateur final, avant sa consommation. On considère que dans le cas des énergies thermiques renouvelables, l'énergie finale est égale à l'énergie primaire. On peut citer comme exemple le fioul livré en entrée de la chaudière.

Énergie utile. Enfin, lorsque l'énergie finale est utilisée, on la pondère par le rendement du système de chauffage. Il s'agit donc de l'énergie restituée en sortie du système, c'est-à-dire celle dont bénéficie effectivement l'utilisateur. Pour certaines sources d'énergie, l'énergie finale est équivalente à l'énergie primaire. C'est le cas de l'énergie solaire, du bois-énergie utilisé dans le résidentiel-tertiaire ou encore du gaz naturel si on considère les pertes dues au transport comme négligeables.

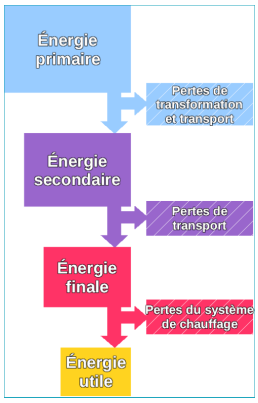


Figure 1.8 – Les différents stades de l'énergie [72]

Le terme de consommation d'énergie corrigée du climat apparaît parfois. La raison en est que la consommation d'énergie pour le chauffage est plus forte quand l'hiver est plus rigoureux. C'est une évidence qui ne présente pas un grand intérêt pour l'analyse dans la mesure où elle ne traduit pas un changement des comportements. Ainsi, pour mieux analyser les évolutions, on calcule des consommations « corrigées du climat » (énergie primaire et énergie finale). C'est-à-dire qu'on essaie d'évaluer ce qu'aurait été la consommation si les températures avaient été « normales ». On obtient un résultat théorique qui complète la consommation « réelle », celle qui est observée.

Enfin, lorsqu'on parle d'électricité primaire il s'agit d'électricité d'origine nucléaire, hydraulique, éolienne, solaire, photovoltaïque et géothermique.

1.2.1.2 Mix-énergétique

Jusqu'en 1970, la croissance de la demande d'énergie a été étroitement liée à la croissance économique. Le pétrole, en plein essor, a permis de faire face au développement industriel et au déclin du charbon auquel il s'est substitué. La figure 1.9 présente la répartition de l'énergie primaire dans le monde en 1971 et en 2007. Il apparaît que les énergies fossiles (charbon, gaz naturel et pétrole) représentent une proportion énorme de cette énergie, environ 81 % du mix-énergétique mondial en 2007. On note cependant que cette proportion accuse une baisse de cinq points par rapport à 1971 où elle représentait 86 %. Entre 1971 et 2007, en raison des chocs pétroliers et, de fait, de la restructuration énergétique mondiale, le pétrole voit sa contribution baisser de dix points au bénéfice du gaz et du nucléaire (+5 points). La contribution du charbon est stable, et assure toujours le quart du mix-énergétique, au second rang après le pétrole. Cette baisse globale est cependant toute relative car la quantité d'énergie primaire explose de près de 120 %, passant de 5533 Mtep à 12 029 Mtep. La quatité d'énergie fossile est donc en forte augmentation, de l'ordre de +105 %.

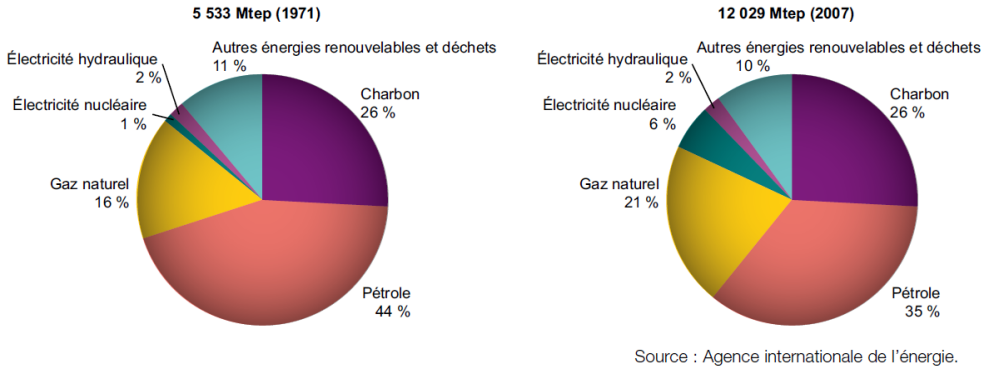


Figure 1.9 – Répartition de l'énergie primaire dans le monde [69]

En 2007, les émissions mondiales de CO_2 dues à la combustion d'énergie ont atteint 29 milliards de tonnes de CO_2, soit une augmentation de 38 % depuis 1990. La Chine et les États-Unis ont contribué ensemble à plus de 40 % de ces émissions mondiales de CO_2 dues à la combustion d'énergie. Dans l'Union Européenne des 27, les émissions sont globalement en baisse de 3,3 % depuis 1990 du fait des douze nouveaux états membres dont les émissions ont chuté de plus de 25 % avec la restructuration de leurs économies. Ce chiffre cache l'augmentation de 3,6 % des émissions de l'Union Européenne des 15.

La figure 1.10 présente la répartition des émissions de gaz à effet de serre en fonction du type de combustible fossile. En raison de l'augmentation mondiale de l'énergie primaire fossile utilisée, il est logique que les émissions dues au charbon, au gaz et au pétrole continuent d'augmenter depuis 1971. Remarquons cependant que bien que le charbon ne soit pas l'énergie primaire la plus utilisée, il est le premier contributeur aux émissions de CO_2 (42 %) en raison de son facteur d'émission nettement supérieur à ceux du gaz et du pétrole.

Pour les 27 pays de l'Union Européenne, les énergies fossiles représentent en 2007, en moyenne, 78 % de l'énergie primaire consommée. En France, la même année, la part de ces énergies fossiles se limite à 51% de l'énergie primaire consommée (figure 1.11), en raison de l'important parc nucléaire français qui permet de fournir une grande part de l'électricité primaire. Au cours de la période 1973-2008, la structure de la consommation française a fortement évoluée en raison des hausses de prix consécutives aux chocs pétroliers qui remettent en cause les choix énergétiques, incitent à maîtriser les consommations et à les orienter vers d'autres sources énergétiques. La part du charbon (et des autres combustibles minéraux solides) est passée de 15 % à 4 %, celle du pétrole de 68 % à 32 %, alors que la part du gaz a été multipliée par 2 (de 7 % à 15 %) et celle de l'électricité par 10 (de 4 % à 43 %).

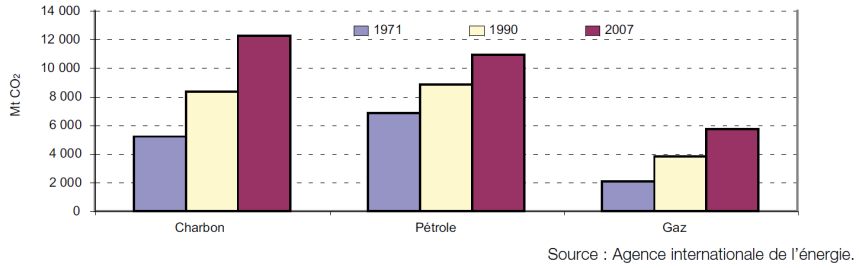


Figure 1.10 – Émissions de CO_2 dues à l'énergie par combustible dans le monde [69]

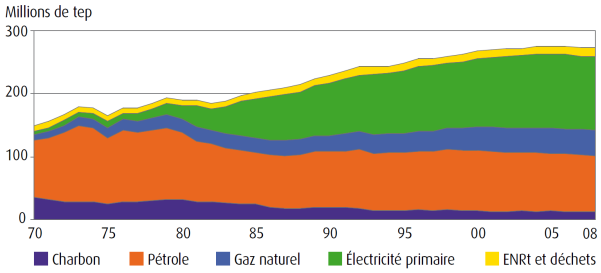


Figure 1.11 – Consommation d'énergie primaire (corrigée du climat) par énergie en France [68]

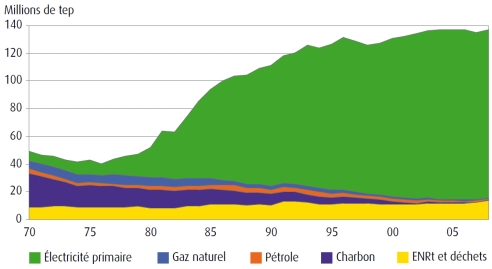


Figure 1.12 – Production d'énergie primaire par énergie en France [68]

Le programme nucléaire a permis, pendant cette même période un accroissement substantiel de la production nationale d'énergie primaire (figure 1.12), passée de 44 Mtep en 1973 (dont 9 % nucléaire) à 137 Mtep en 2008 (dont 84 % nucléaire), alors même que l'extraction d'hydrocarbures (gaz naturel, pétrole) poursuivait son déclin et que celle du charbon s'arrêtait définitivement en 2004. Parallèlement, des efforts de maitrise de l'énergie ont été entrepris dès le premier choc pétrolier, mais ralentis avec le « contre-choc » pétrolier de 1986. Ils ont toutefois pris une nouvelle vigueur depuis 1999, avant d'être encore renforcés ces dernières annés.

1.2.1.3 Énergies fossiles : des ressources limitées

La consommation énergétique mondiale, basée sur l'exploitation de ressources fossiles telles que le gaz, le pétrole ou le charbon, pose le problème de la disponibilité des ressources à long terme. En effet, la quantité d'hydrocarbure renfermée dans les sous-sols est une quantité finie à notre échelle puisque le processus de création naturel du pétrole, du gaz ou du charbon nécessite des millions d'années pour s'accomplir. Cependant, à l'heure actuelle, l'ensemble des réserves naturelles de ces énergies fossiles n'a pas encore été découvert. En effet, chaque année, des recherches exploratrices dans le sol permettent de mettre à jour de nouveaux gisements un peu partout dans le monde. Le problème, qui tient au volume fini de ces ressources, est que le volume des nouveaux gisements découverts diminue d'année en année.

Ainsi, en mettant en parallèle la quantité d'hydrocarbure consommée chaque année (et son augmentation supposée) et les réserves actuelles découvertes et à découvrir, on peut définir un scénario de prévision pour la production mondiale de pétrole (figure 1.13). Ce scénario montre qu'on atteint un pic de production en 2010, suivi d'une forte décroissance. La consommation d'énergie fossile (ici du pétrole) devient supérieure à la découverte de nouveaux gisements, par conséquent le volume de pétrole en réserve se vide progressivement. Il est prévu qu'en 2050, la quantité de pétrole restante soit à peu près égale à ce qu'elle était en 1970.

Il faut également considérer que les caractéristiques énergétiques des hydrocarbures extraits pendant la

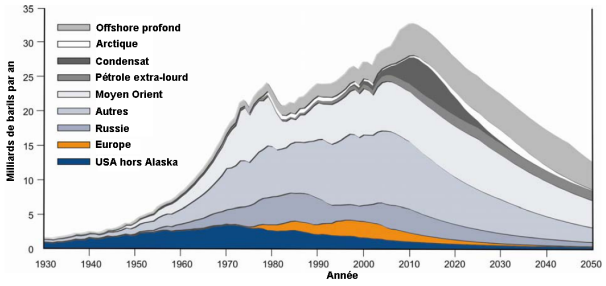


Figure 1.13 – Production mondiale de pétrole par grande région ou origine selon le scénario de prévision de l'Association for the Study of Peak Oil & Gas [25]

phase de décroissance seront moins avantageuses. Il faudra aller chercher ces énergies fossiles, de moins bonne qualité, plus profondément dans le sol. Cela exigera donc de dépenser plus d'énergie et accélèrera encore la consommation énergétique, sans compter que le coût environnemental sera lui aussi souvent plus lourd (exemple des sables bitumeux au Canada). Une pénurie progressive en énergie fossiles est donc à prévoir pour les décennies à venir si la consommation actuelle se maintient.

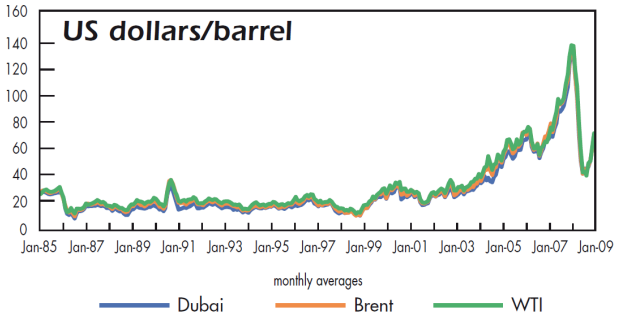


Figure 1.14 – Prix du baril de pétrole brut négocié sur les places des marchés internationaux des hydrocarbures [97]

Par ailleurs, cette raréfaction aura également un coût économique important. Le prix étant inversement proportionnel au rapport entre l'offre et la demande, on peut penser que le prix des énergies fossiles va continuer son envolée, tel qu'on a pu le constater entre 1985 et 2009 pour le baril de brut (figure 1.14) alors même qu'on se trouvait encore dans la partie ascendante du pic pétrolier. Autant du point de vue financier que technique, il est donc nécessaire de commencer à changer dès maintenant le type d'énergie utilisée et de réduire la consommation des énergies fossiles au niveau mondial, avant de subir de plein fouet l'érosion de leurs disponibilités.

1.2.2 Directives et objectifs : le protocole de Kyoto

1.2.2.1 Prise de conscience et prélude au protocole de Kyoto

En 1988, Toronto accueille la première réunion internationale consacrée au changement climatique et à ses répercussions sur la sécurité internationale. Le Groupement Intergouvernemental pour l'Évolution du Climat (GIEC) est créé peu après. Ce réseau mondial de chercheurs a pour objectif d'établir, régulièrement, le bulletin de santé du climat mondial et publie son premier rapport d'évaluation en 1990. Dans ce document, les chercheurs confirment que le climat se réchauffe et que les causes ne sont pas uniquement naturelles.

Les climatologues du GIEC ont établi des scénarios pour l'avenir (figure 1.15). Baptisés A1FI, A1B ou B2, ils évaluent, avec des probabilités plus ou moins grandes, les conséquences pour la fin du siècle de nos actions actuelles. Le pire d'entre tous est le scénario A1Fl. Il part du principe qu'aucun pays ne réduit ni sa consommation d'énergie ni ses émissions de gaz à effet de serre (GES). La conséquence est que les émissions mondiales de GES triplent, en moins d'un siècle, et donc que la température globale moyenne bondit de 6°C.

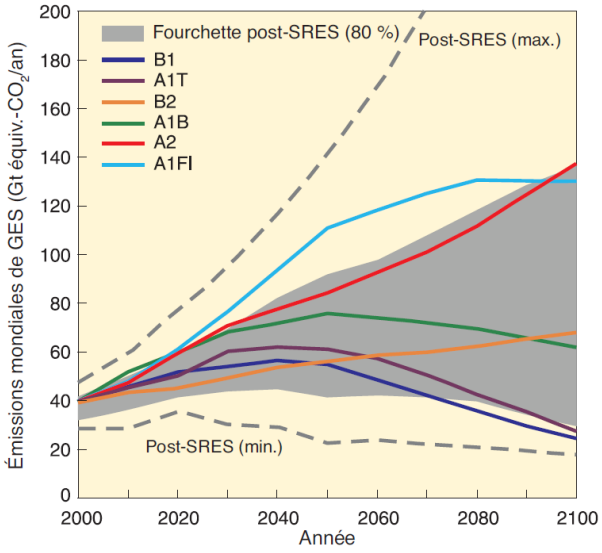


Figure 1.15 – Scénarios d'émission de GES pour la période 2000-2100 en l'absence de politiques climatiques additionnelles [155]

C'est sur cette base que 150 chefs d'états et de gouvernements du monde signent, en juin 1992 à Rio de Janeiro, la Convention Cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (CCNUCC) [150]. Son but est de : « stabiliser les concentrations de gaz à effet de serre dans l'atmosphère à un niveau qui empêche toute perturbation anthropique dangereuse du système climatique ». Il s'agit du premier traité international sur le changement climatique qui reconnaît :

- le principe de précaution (l'incertitude scientifique quant aux impacts du changement climatique ne justifie pas de différer l'action) ;
- le principe de responsabilité commune mais différenciée (toutes les émissions ont un impact sur le changement climatique et les pays les plus industrialisés portent une responsabilité historique accrue en s'étant développés en émettant beaucoup de GES) ;
- le principe du droit au développement économique.

En conclusion, le texte appelle les pays industrialisés à stabiliser leurs émissions de GES au niveau de celui de 1990.

1.2.2.2 Protocole de Kyoto

Le protocole de Kyoto [151] est signé en décembre 1997 par les pays qui ont ratifié la CCNUCC en 1992. Il explicite les objectifs et les moyens pour mettre en œuvre la CCNUCC. Les émissions des 39 pays les plus industrialisés (listés en annexe B du Protocole de Kyoto) doivent être réduites d'au moins 5 % sur la période 2008-2012 par rapport à 1990. L'objectif est différencié pour chaque pays. Les émissions considérées comprennent six gaz à effet de serre d'origine anthropique : le CO_2, le CH_4, le N_2O, les HFC, les PFC et les SF_6.

L'objectif de réduction de 5 % des émissions de gaz à effet de serre des pays de l'annexe B est réparti entre

les pays suivant leur situation économique et leur potentiel de développement. Cette répartition est connue sous le terme de « Burden Sharing », ce qui signifie le « partage du fardeau ».

La mise en place du protocole de Kyoto passe par trois mécanismes facilitant l'atteinte des objectifs par les pays de l'annexe B. Le premier de ces mécanismes consiste à créer un marché international de quotas carbone pour ces pays. Chacun reçoit autant d'Unités de Quantité Attribuée (UQA) que son objectif d'émissions de GES fixé par le protocole. Il est possible de vendre à d'autres états les UQA non utilisées. Les deux autres mécanismes sont le Mécanisme pour un Développement Propre (MDP) et le Mécanisme de Mise en OEuvre Conjointe (MOC) qui permettent de financer des réductions d'émissions hors du territoire national contre l'octroi de crédits carbone échangeables.

Pour être en conformité avec le protocole de Kyoto, les états de l'annexe B doivent disposer d'autant d'UQA et de crédits carbone que leurs émissions réelles entre 2008 et 2012. La comptabilité du système est assurée par le secrétariat de la CCNUCC via le registre international des transactions ou ITL « International Transaction Log ». Chaque pays de l'annexe B a l'obligation de mettre en place un registre national et de le lier à l'ITL.

L'Union Européenne a obtenu de pouvoir répartir librement son objectif global de −8 % entre les 15 états membres pour cette période. En France, l'objectif a été de ramener les émissions de gaz à effet de serre au niveau de celles de 1990, ce qui revient à émettre à terme l'équivalent de 563,9 millions d'UQA chaque année. L'objectif français a été largement atteint puisque en 2007 les émissions de gaz à effet de serre ont seulement été de 531,1 millions d'UQA, ce qui prévalait à l'objectif une amélioration anticipée de 5,8 %.

1.2.2.3 Suite du protocole de Kyoto dans l'Union Européenne

En 2007, lors de la conférence de Bali [152], un calendrier prévisionnel a été déterminé pour prévoir la poursuite du protocole de Kyoto. L'année suivante, à Poznan [153], des objectifs prévisionnels ont été discutés dans l'objectif d'être adoptés en 2009 lors de la conférence de Copenhague [154].

Le Conseil européen de mars 2007 a annoncé des objectifs climatiques dits « 3×20 » à l'horizon 2020 visant à porter à 20 % la part des renouvelables dans les énergies consommées, à améliorer de 20 % l'efficacité énergétique et à réduire de 20 % les émissions de GES par rapport à 1990. En cas d'accord climatique international satisfaisant, ce dernier objectif serait passé à −30 %. Cependant, l'échec relatif de la conférence internationale de Copenhague en 2009 n'a pas conduit l'Union Européenne à s'engager officiellement pour cette réévaluation de son objectif de réduction d'émission de gaz à effet de serre, et ce même si la France en a témoigné l'intention.

Le Paquet Énergie-Climat de mars 2009, composé de plusieurs textes, fixe des moyens plus précis pour atteindre ces objectifs et les répartit entre les états membres qui sont ensuite libres d'adopter des règlementations plus restrictives. Atteindre ces objectifs passera notamment par le maintien et l'extension [55] du système d'échange de quotas d'émissions de CO_2, dit « EU ETS » pour European Union Emissions Trading Scheme, mis en place dès 2005 sur le même principe que le marché international du protocole de Kyoto, mais aussi par la promotion des énergies renouvelables [54] et la réduction des émissions de gaz à effet de serre [53].

1.2.3 Énergies renouvelables

La directive européenne prévoyant de porter à 20 % la part des énergies renouvelables à l'horizon 2020 [53], il est intéressant de connaître la structuration actuelle des énergies renouvelables en Europe qui représentent en tout et pour tout seulement 8,2 % de la production d'énergie en 2008 avec 147,7 Mtep. La figure 1.16 présente l'évolution de la répartition des différentes sources d'énergie renouvelable entre 2006 et 2008. Il apparaît clairement que la biomasse représente quasiment les deux tiers de l'énergie primaire consommée et qu'elle est même en légère augmentation depuis 2006. La deuxième source d'énergie renouvelable est l'énergie

hydraulique, suivie par l'énergie éolienne qui est en augmentation constante.

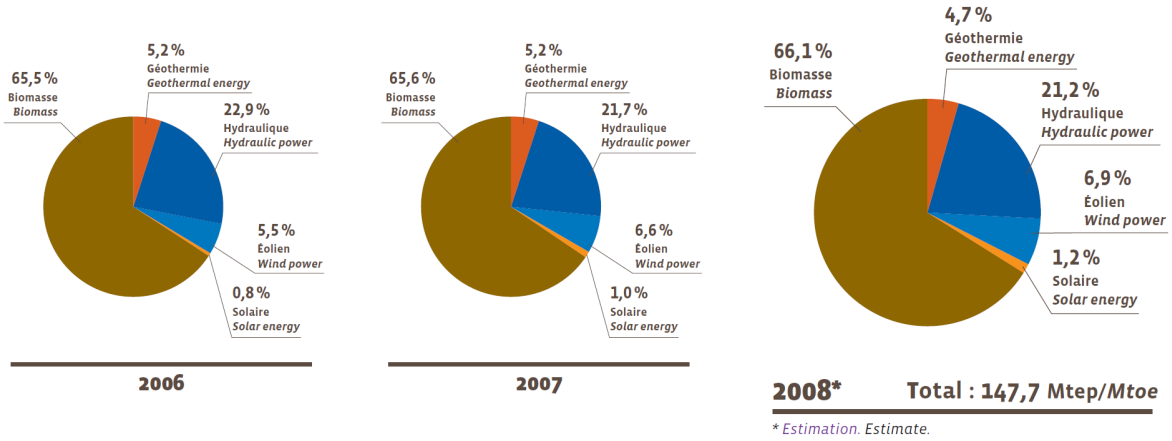


Figure 1.16 – Part de la consommation primaire des énergies renouvelables en Europe [52]

La France est riche en ressources énergétiques renouvelables. Elle possède la première forêt d'Europe occidentale et un fort potentiel hydraulique, éolien et géothermique. En 2007, elle était le second producteur et le second consommateur d'énergie renouvelable en Europe. En 2008, la production primaire de l'ensemble des énergies renouvelables (électriques et thermiques) s'élevait à 19 Mtep. Si la quantité d'énergie produite est importante, la proportion est elle plus faible puisqu'elle ne représente que 13,9 % de la production nationale énergétique [68] et seulement 7,5 % de l'énergie primaire consommée [52]. L'hydraulique en représente 29 %, le bois-énergie 46 %, les agrocarburants 11 %, les déchets urbains renouvelables 6 % alors que les autres filières totalisent les 8 % restant. Cette production énergétique a progressé de 2 Mtep en 2008 (figure 1.17), grâce surtout aux agrocarburants (+0,9 Mtep), à l'hydraulique (+0,5 Mtep) et au bois (+0,4 Mtep).

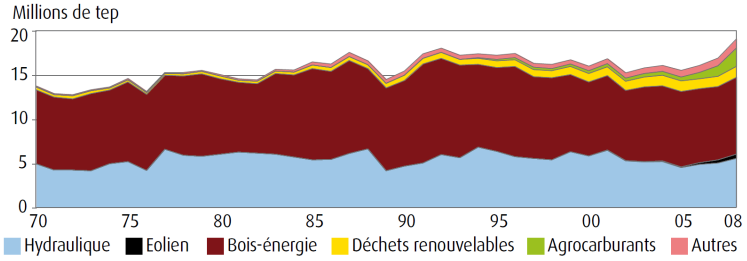


Figure 1.17 – Production d'énergie renouvelable par filière en France [68]

1.3 Importance du secteur du bâtiment dans la consommation énergétique française

1.3.1 Répartition sectorielle de la consommation énergétique

Les paragraphes précédents ont montré que la production et la consommation d'énergie primaire sous la forme d'énergie fossile étaient les principaux contributeurs aux émissions de gaz à effet de serre et qu'il fallait mettre en place des moyens d'action pour les réduire. La solution peut passer par une amélioration de

l'efficacité énergétique mais surtout par une meilleure exploitation des ressources renouvelables. Afin d'agir rapidement et efficacement il est important de cibler les secteurs d'activités qui consomment le plus d'énergie et qui émettent donc le plus de gaz à effet de serre.

La figure 1.18 présente la répartition de la consommation énergétique française. Il apparaît que le secteur le plus important est celui du bâtiment (résidentiel et tertiaire), avec 69 Mtep d'énergie finale consommée en 2008, talonné de près par le secteur des transports (50 Mtep).

Au cours de la période 1973–2008, la part de l'industrie (y compris la sidérurgie) a fortement diminué (36 % à 23 %), celle du secteur résidentiel-tertiaire est restée stable (42 % à 43 %), alors que celle du secteur des transports a augmenté de 19 % à 31 %. C'est donc au secteur du bâtiment que nous allons nous intéresser puisqu'il est le secteur consommant le plus d'énergie. Le possibilité de réduction énergétique est donc la plus importante.

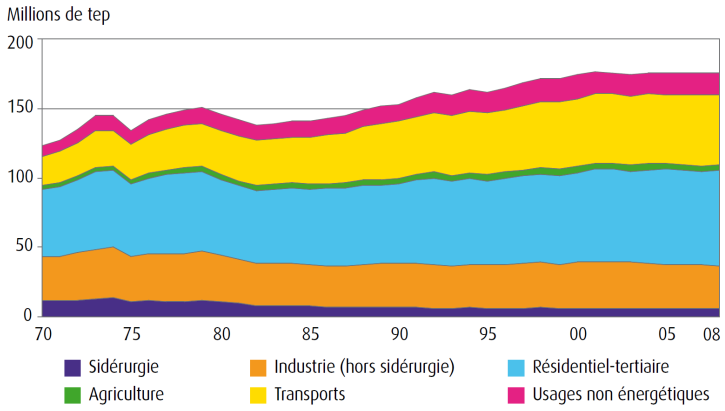


Figure 1.18 – Consommation d'énergie finale par secteur [68]

Concernant la répartition des émissions de gaz à effet de serre (figure 1.19) liés à la combustion de l'énergie, on s'aperçoit que le secteur des transports est celui qui est le plus contributif en 2006 avec 36 % des 378,9 $MtCO_2$ émis en France. Le secteur du bâtiment n'arrive qu'en deuxième position avec 28,1 % des émissions mais reste un secteur très fortement contributif. Sa contribution moindre est due en partie à l'utilisation d'énergie moins émettrice de CO_2 et plus diversifiée que pour le secteur du transport qui utilise du pétrole à plus de 90 %.

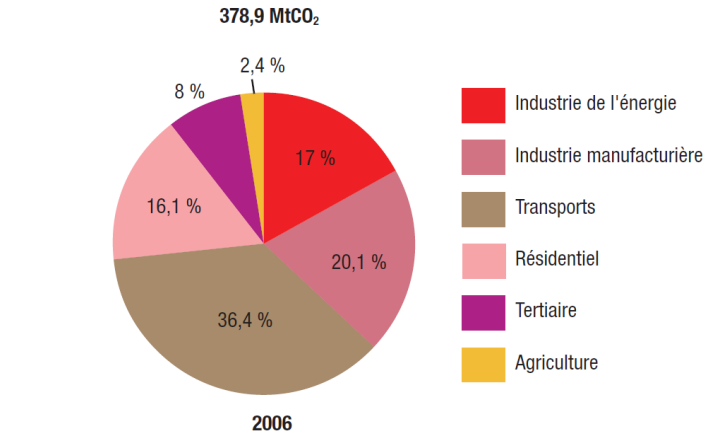


Figure 1.19 – Émission de CO2 par secteur en France liés à la combustion de l'énergie [4]

1.3.2 Consommation d'énergie dans le bâtiment : importance du chauffage

L'étude de la répartition de la consommation d'énergie finale par secteur en France nous a permis de sélectionner le secteur du bâtiment, et notamment le secteur résidentiel, comme étant celui sur lequel il est le plus intéressant de travailler puisqu'il est le plus gros consommateur d'énergie et le deuxième émetteur de gaz à effet de serre.

Notons que le Grenelle de l'environnement, avec le Plan Bâtiments, en accord avec la nouvelle directive européenne concernant la performance énergétique des bâtiments [56], a fixé comme objectif ambitieux de réduire d'au moins 38 %, d'ici 2020, les consommations énergétiques du parc de bâtiments existant. Cet objectif passera notamment par des programmes conséquents de réhabilitation des logements privés et sociaux. Pour les bâtiments neufs résidentiels, la norme BBC (bâtiment basse consommation, $50\,\mathrm{kWh{\cdot}m^{-2}{\cdot}an^{-1}}$) s'appliquera à toutes les constructions à partir de 2012. La norme « bâtiment à énergie positive » (consommation inférieure à la quantité d'énergie produite) s'appliquera à toutes les constructions neuves à compter de 2020.

L'étude de la consommation énergétique de ce secteur par usage, dont l'évolution de 1973 à 2006 est détaillée par la figure 1.20, permet de se rendre compte que ce sont les besoins en chauffage qui sont les plus élevés. En effet, ils représentent 30 Mtep en 2006, soit 70 % des 42,7 Mtep de ce secteur. Si l'on y ajoute les 4,4 Mtep de l'eau chaude sanitaire qui est souvent associée à cet usage, cela représente environ 80 % de la consommation d'énergie finale de ce secteur. La diminution de l'impact énergétique dans le secteur résidentiel passe donc avant tout par l'optimisation de l'usage du chauffage. C'est donc sur ce poste énergétique que nous focaliserons notre attention pour la réduction de l'impact énergétique fossile et des émissions de gaz à effet de serre dans le secteur du bâtiment.

L'évolution de 1973 à 2006 de la répartition des énergies par filière pour le poste de chauffage est décrite par la figure 1.21. On peut constater que le charbon est une source d'énergie qui a quasiment disparu et qui ne représente plus que 0,2 Mtep en 2006. La quantité de pétrole utilisée a été plus que divisée par 2 en 35 ans puisqu'elle n'atteint plus que 8,9 Mtep en 2006. Ce sont le gaz et l'électricité qui ont fortement progressé et qui atteignent en 2006 respectivement 14 Mtep et 11,6 Mtep.

Notons avec intérêt que le bois, source d'énergie renouvelable, atteint 6,5 Mtep et se positionne en quatrième position avec 15,2 % en part d'énergie. Cependant, s'il semble bien implanté, il n'a pas du tout progressé depuis 1973, malgré un potentiel très important. C'est donc un des vecteurs sur lesquels jouer pour diminuer la part des énergies fossiles dans la consommation énergétique liée au chauffage pour le secteur résidentiel. Remarquons également que la part des réseaux de chaleur est marginale avec 1,5 Mtep, mais a doublé en

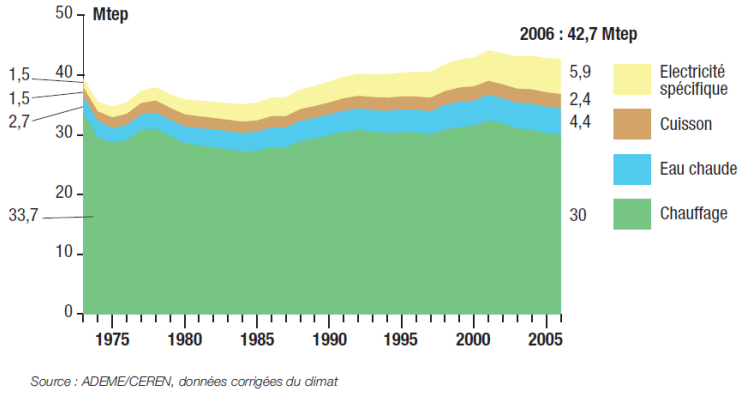


Figure 1.20 – Consommation d'énergie finale des résidences principales par usage [4]

quantité et en proportion depuis 1973.

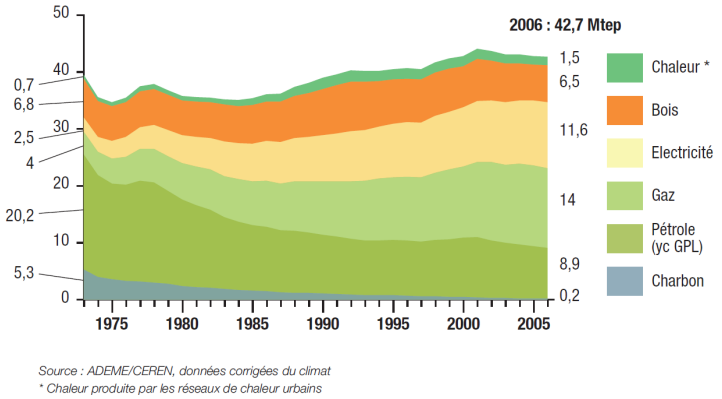


Figure 1.21 – Consommation unitaire de chauffage, par énergie finale, en 2005 des résidences principales construites après 1975 [4]

Parmi les énergies utilisées pour la chauffage, toutes n'ont pas un impact identique sur les émissions de gaz à effet de serre. La figure 1.22 montre la répartition de ces émissions liées au chauffage, selon la filière énergétique, en 1997 et en 2007. On peut voir qu'il y a eu une évolution importante pendant cette période puisque la contribution du fioul recule de 11 points (de 52 % à 41 %) et cède sa place au gaz, dont la part des émissions de CO_2 augmente de 15 points (de 39 % à 54 %). Cette variation est en accord avec la diminution de la part du pétrole au profit du gaz au niveau de l'énergie finale consommée. Le charbon, qui ne représentait qu'une faible part des émissions, voit sa part réduite des deux tiers pour atteindre seulement 3 % en 2007.

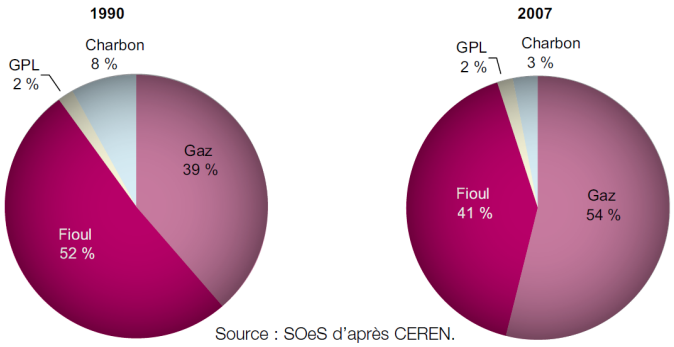


Figure 1.22 – Émissions de CO_2 liées au chauffage pour le secteur du bâtiment [69]

1.4 Réduction de la consommation d'énergie pour le chauffage et la production d'eau chaude sanitaire dans les bâtiments

1.4.1 Méthodologie générale d'optimisation d'un procédé de chauffage de bâtiments

Dans la première partie de ce chapitre nous avons énoncé la nécessité de réduire la consommation d'énergie fossile et par conséquent des émissions de gaz à effet de serre qui contribuent au réchauffement climatique. Une analyse sectorielle de la production et de la consommation d'énergie en France nous a orienté vers le secteur du bâtiment, notamment vers les résidences, qui est le secteur le plus gourmand en énergie. Les instances gouvernementales ne s'y sont pas trompées puisque la réduction de l'impact énergétique et des émissions de gaz à effet de serre pour le secteur du bâtiment est un des principaux objectifs à atteindre afin de minimiser la contribution énergétique de la France et de l'Union Européenne. Nous avons vu, par la suite, que le poste de chauffage était de très loin le poste le plus consommateur d'énergie dans les bâtiments. C'est pourquoi nous nous intéressons maintenant aux moyens de réduire l'impact énergétique de ce poste, en particulier à travers la problématique de l'optimisation d'une chaufferie collective multi-énergie fournissant de l'eau chaude pour le chauffage et l'usage sanitaire d'un quartier de La Rochelle.

Avant toutes choses, nous proposons une méthodologie généraliste utilisant les outils associés de l'automatique et de la thermique pour optimiser la gestion des procédés de chauffage dans le bâtiment. Cette méthodologie s'appuie sur une approche séquentielle et itérative, orientée modèle, dont les différentes étapes successives sont présentées par la figure 1.23.

La première étape consiste à analyser le procédé de chauffage que l'on souhaite optimiser pour sélectionner les variables physiques qui sont dignes d'intérêt dans le cadre de cette optimisation.

Une fois choisies, il s'agit de mesurer ces variables physiques en mettant en place un système de monitoring permettant de réaliser des campagnes de mesure sur l'installation et d'acquérir des données expérimentales.

Ces données sont alors utilisées pour développer et calibrer un modèle de simulation de l'installation. Ce modèle doit prendre en compte les différentes sources d'énergie ainsi que, selon les cas, soit le modèle du bâtiment, soit la connaissance de l'équivalent de puissance appelé.

L'amélioration de l'efficacité énergétique, ainsi que l'utilisation de sources d'énergies renouvelables dont la disponibilité n'est pas toujours en phase avec la consommation énergétique, exige souvent d'utiliser un système de stockage énergétique pour stocker ce qui est produit à un certain moment de la journée et le réutiliser à un autre moment. L'ajout d'un système de stockage nécessite de fait le développement d'un modèle pour l'associer à la modélisation du procédé initial.

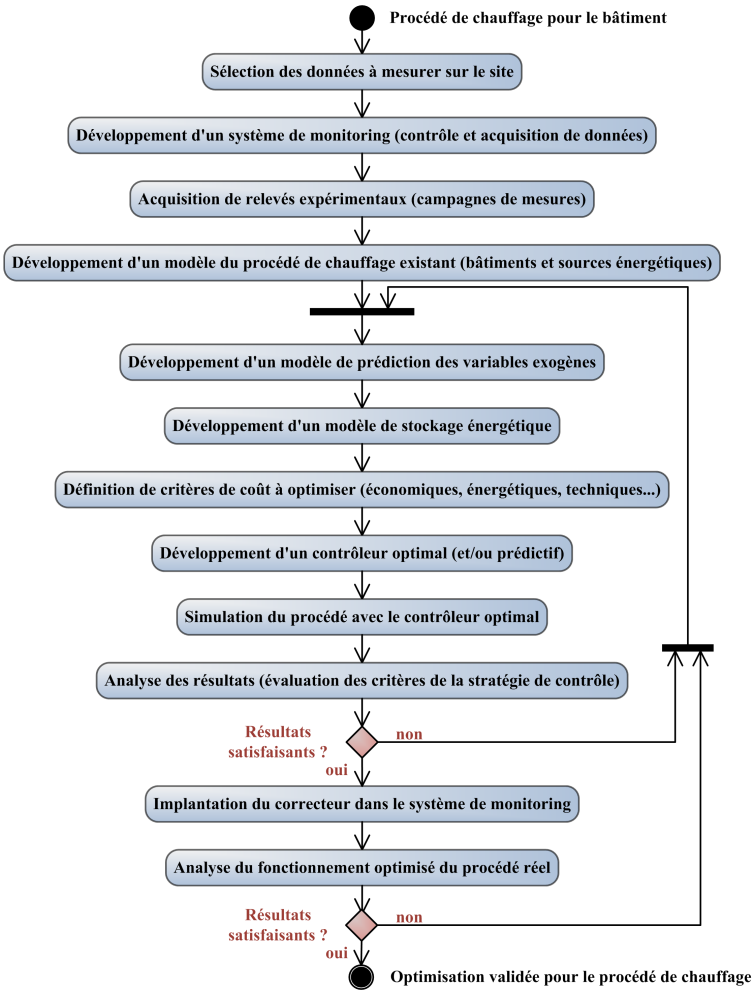


Figure 1.23 – Diagramme hiérarchique pour l'optimisation d'un procédé de chauffage de bâtiments

Afin de pouvoir optimiser l'utilisation des énergies de chauffe, et puisque les modèles développés sont généralement dépendants des conditions extérieures, telles que par exemple la température extérieure, il est important de développer un modèle de prédictions des données influant sur le modèle du procédé. L'utilisation de ces prédictions permettra d'anticiper le comportement du procédé et donc l'utilisation des énergies, ce qui permet souvent d'en réduire la consommation.

Dès que toutes ces étapes de modélisation des variables physiques liées au procédé de chauffage ont été effectuées, il convient de passer à l'optimisation du procédé. La première étape consiste à déterminer la stratégie de chauffe qui sera retenue, en se basant sur des critères économiques ou énergétiques.

Cette étape est immédiatement suivie du développement d'un contrôleur optimal, prédictif si possible, pour mettre en place la stratégie de chauffe. Une analyse en simulation des performances obtenues avec le contrôleur développé, pour la stratégie de chauffe définie, permet soit de valider la phase d'optimisation, soit de recommencer la phase d'optimisation (développement de modèles de prédiction, de stockage, d'une stratégie de chauffe et d'un contrôleur), soit de passer à la phase expérimentale.

Le contrôleur optimal doit être implanté sur le système de monitoring et doit se substituer à l'ancienne méthode de contrôle du procédé de chauffage. L'analyse du fonctionnement dans des conditions réelles permet alors de valider l'ensemble de la procédure d'optimisation du procédé ou de la reprendre en phase de simulation pour ajuster les paramètres des différents modèles.

Cette méthodologie est appliquée dans ce manuscrit de thèse à deux cas d'études. Le premier est un cas

d'étude très simplifié, une maquette de bâtiment à échelle réduite (chapitre 2). Le second est un procédé industriel réel beaucoup plus complexe, une chaufferie collective qui alimente en eau chaude un quartier de La Rochelle(chapitre 3 à 6).

1.4.2 Application à l'optimisation d'une chaufferie collective

1.4.2.1 Description de la chaufferie de La Rochelle

Le procédé au centre du travail de thèse présenté dans ce manuscrit est le procédé de chauffage de l'eau de la chaufferie collective de La Rochelle, gérée par Cofely GDF-SUEZ. Cette dernière est constituée de trois chaudières permettant d'alimenter en eau chaude un réseau de chaleur (figure 1.24). La chaudière principale, qui est utilisée en permanence, est une chaudière à bois de 4,5 MW, tandis qu'une chaudière de 7 MW, alimentée en gaz ou fioul, est utilisée en appoint. Une troisième chaudière de 15 MW, fonctionnant exclusivement au gaz, est utilisée uniquement en cas de défaillance des deux chaudières.

Le réseau de chaleur, d'un volume de 3000 m^3, alimente en chaleur, par débit variable, des habitations ou des bâtiments publics, pour un total (équivalent au chauffage) d'environ 2700 logements. S'ajoute au chauffage l'eau chaude sanitaire fournie pour un total (équivalent) de 800 habitations.

Une centrale de cogénération fait également partie de la chaufferie et produit de l'électricité et de la chaleur. Une partie de l'eau froide de retour du réseau est réchauffée par celle-ci, via un échangeur thermique, avant de rejoindre le circuit collecteur sur lequel sont connectées les chaudières. Notons que cette centrale fonctionne à un régime constant pour pouvoir produire de l'électricité et qu'il n'est pas possible de modifier son fonctionnement.

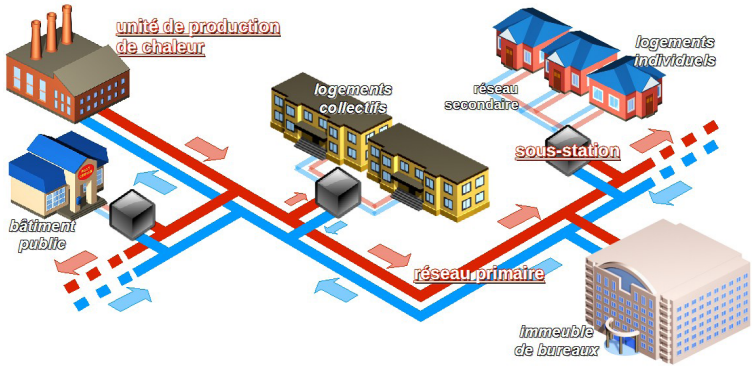


Figure 1.24 – Synoptique d'un réseau de chaleur urbain [70]

1.4.2.2 Problématiques énergétiques de la chaufferie

Le taux de couverture de la chaudière à bois est actuellement de 50 %, celui de la centrale de cognération atteint environ 30 % à 35 % alors qu'il varie entre 15 % et 20 % pour la chaudière gaz-fioul.

L'un des objectifs affichés est d'augmenter le taux de couverture de la chaudière à bois. En effet, la puissance requise par le réseau de chaleur varie en fonction de la journée. Il en est de même pour le fonctionnement de la chaudière bois. Ainsi, pendant les creux de consommation, la chaudière bois fonctionne seule et en sous régime, alors que pendant les pics de consommation énergétique, la chaudière à gaz-fioul est nécessaire car la puissance de la chaudière bois ne suffit pas.

Il n'est *a priori* pas possible de modifier radicalement le taux de couverture de la centrale de cogénération puisqu'elle fonctionne à puissance constante tout au long de la saison de chauffe.

1.4.3 Considérations sur les sources d'énergie de la chaufferie

1.4.3.1 Réseaux de chaleur

Les réseaux de chaleur (ou chauffages urbains) ont un rôle essentiel à jouer pour atteindre les objectifs de développement de la chaleur renouvelable.

Ces réseaux sont l'expression de la volonté d'une collectivité territoriale de se saisir de l'ensemble des enjeux liés à l'énergie, et donc en particulier de ceux qui sont liés à l'usage, à la distribution et à la production de chaleur.

Techniquement, ils permettent d'exploiter des énergies renouvelables difficiles d'accès ou d'exploitation, telles que la biomasse, la géothermie profonde et l'incinération des déchets. En outre, compte tenu d'une production centralisée, les réseaux de chaleur permettent de mieux contrôler les émissions polluantes, notamment en cas de combustion de biomasse.

Par ailleurs, en zone urbaine dense, où l'habitat est essentiellement collectif, les aménagements individuels tels que l'installation de chauffage au bois, la géothermie superficielle ou encore la pose de panneaux solaires pour la production d'eau chaude sont souvent difficiles, parfois même impossibles.

La figure 1.25 montre l'évolution de la consommation d'énergie primaire, par filière énergétique, pour les réseaux de chaleur. On peut voir que le gaz occupe désormais la plus grande part de cette consommation. Le développement du bois (classé dans les autres énergies sur le graphique) est en augmentation, mais reste minoritaire. Il est donc intéressant de se pencher sur les moyens de remplacer l'utilisation du gaz par le bois, par exemple pour réduire l'impact énergétique fossile des réseaux de chaleur.

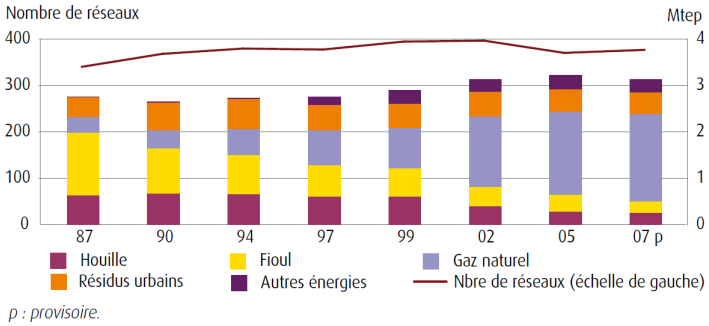


Figure 1.25 – Consommation d'énergie primaire par type d'énergie dans les réseaux de chauffage urbains [68]

Les réseaux de chaleur offrent donc un moyen de développer le recours à la chaleur renouvelable dans les villes. Ils devront contribuer à l'horizon 2020 au quart de l'effort supplémentaire de production de chaleur renouvelable (+2,5 Mtep), tel qu'on peut le voir sur la figure 1.26.

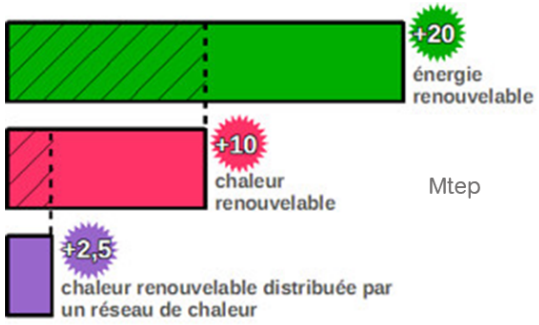


Figure 1.26 – Contribution des réseaux de chaleur à l'augmentation des énergies renouvelables consommées à l'horizon 2020 [71]

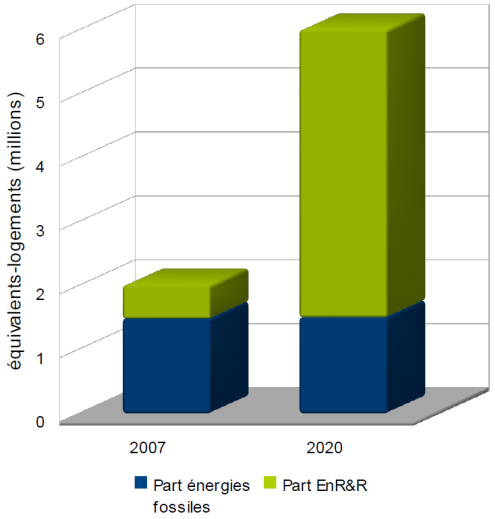


Figure 1.27 – Objectifs de raccordement aux réseaux de chaleur et part de l'énergie renouvelable en 2020 [73]

Aujourd'hui, les 450 réseaux de chaleur qui existent en France desservent quelques 2 millions d'équivalents logements, soit un taux de raccordement d'environ 5 % à 6 %. D'autres pays européens utilisent davantage les réseaux de chaleur : ce taux est par exemple de 75 % en Suède et de 60 % au Danemark alors qu'il est de 14 % en Allemagne. Les réseaux de chaleur français représentent une production totale d'énergie de l'ordre de 1,5 Mtep et sont alimentés à 70 % par des énergies conventionnelles non renouvelables (principalement du gaz, du fioul et du charbon). La figure 1.27 montre l'objectif à atteindre en nombre de logements et en part d'énergie renouvelable. Le bois devrait logiquement se placer en première position puisqu'il s'agit de l'énergie renouvelable la plus utilisée pour le chauffage dans le secteur résidentiel.

1.4.3.2 Énergie issue du gaz

Le gaz est une énergie fossile responsable d'une part importante des émissions de gaz à effet de serre en France, en raison de son utilisation très importante. Cependant, au 1er janvier 2008, les réserves françaises de gaz naturel étaient d'environ 5,6 milliards de m^3, ou 60 TW·h, soit seulement 5 à 6 ans de production ou 1 à 2 mois de consommation. Dans les années 1970, la France produisait un tiers de sa consommation. Depuis 2008, sa dépendance est presque totale (98 % du gaz consommé est importé), en raison de la forte croissance de la demande et du déclin de la production nationale.

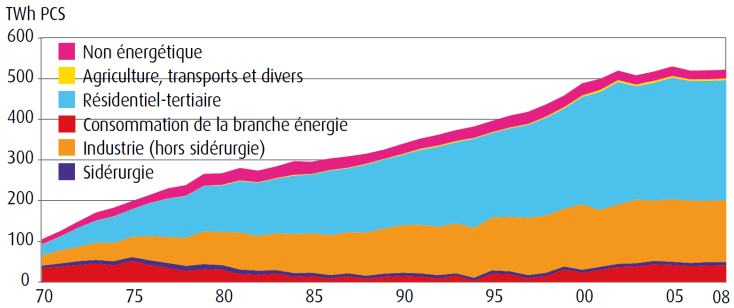


Figure 1.28 – Consommation de gaz par secteur en France [68]

En 2008, le gaz représentait 22 % de la consommation finale énergétique française, 34 % de la demande d'énergie de l'industrie (y compris la sidérurgie) et 33 % de celle du résidentiel et du tertiaire. Le gaz occupe pour ce dernier secteur une place moins importante que dans la plupart des autres pays européens. En effet, le développement du gaz sur le marché du résidentiel-tertiaire s'est heurté à la concurrence du chauffage électrique, mais aussi au problème de la rentabilité des réseaux, compte tenu d'une densité de population relativement faible. Il a cependant connu une croissance particulièrement rapide (+3,7 % en moyenne annuelle de 1980 à 2000). Depuis 2002, après correction climatique, la tendance est à la stabilisation.

Enfin, notons que cette énergie sera de moins en moins intéressante d'un point de vue économique puisqu'il s'agit d'une ressource fossile, donc limitée. Son prix est indexé sur le prix du pétrole et il est en nette augmentation depuis le début du XXI$^{\text{ème}}$siècle partout dans le monde, tel qu'on peut le voir sur la figure 1.29. Il a ainsi été multiplié par deux en l'espace de dix années.

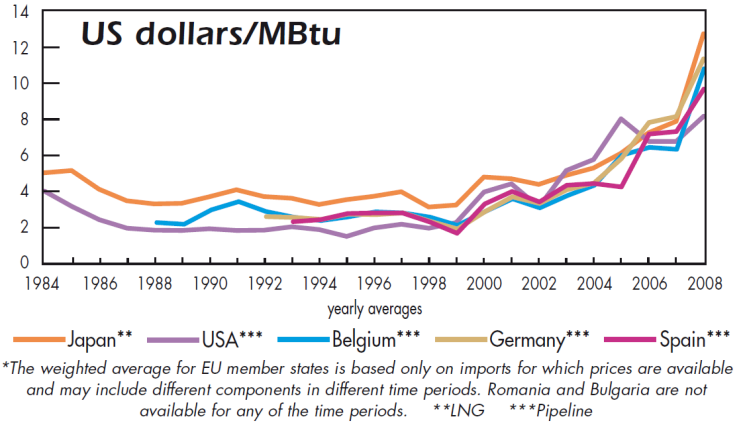


Figure 1.29 – Évolution du prix d'importation du gaz naturel entre 1984 et 2008 [97]

1.4.3.3 Énergie issue du bois

La principale énergie de la chaufferie collective de La Rochelle est issue de la combustion du bois. Le principal atout de cette énergie est qu'elle est renouvelable. Il n'y a donc pas de risque de pénurie à plus ou moins long terme, comme c'est le cas pour les énergies fossiles (charbon, pétrole). Par ailleurs, on note que l'accroissement biologique du bois est de 81 millions de mètres cube par an.

Grâce à la photosynthèse, toutes les essences végétales de la planète absorbent du dioxyde de carbone, principal gaz à effet de serre, puis fixent le carbone et rejettent de l'oxygène. Chaque tonne de bois produite équivaut ainsi à 0,5 tonne de CO_2 fixé. Ce gaz sera ensuite libéré dans l'air quand le bois sera brulé pour en retirer de l'énergie. Le CO_2 sera alors de nouveau absorbé par la biomasse. Il y a donc un équilibre, et l'impact est neutre sur l'effet de serre, contrairement aux énergies fossiles qui libèrent de grandes quantités de CO_2 dans l'atmosphère. La consommation d'une tonne de plaquettes de bois, forme sous laquelle le bois est consommé par la chaufferie collective de La Rochelle, évite l'émission de 180 kg de CO_2 (produits par une énergie fossile).

L'un des problèmes de la combustion du bois est l'émission de poussières, même si les progrès techniques réalisés par les nouveaux appareils permettent de réduire leur quantité. La chaufferie de La Rochelle possède un *filtre à manche* qui permet de capter la grande majorité de ces poussières et de rester en dessous des normes d'émission des chaufferies industrielles. Le risque sanitaire reste donc très faible.

La solution biomasse est tout particulièrement adaptée au chauffage de bâtiments à forte consommation tels que les réseaux de chaleur urbains, les hôpitaux ou les piscines. Plus de 1500 chaufferies collectives à bois

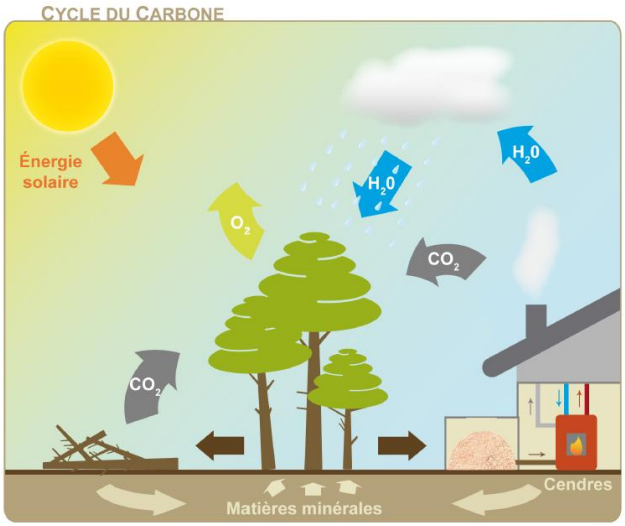


Figure 1.30 – Cycle carbone de la filière bois énergie (Agence locale de l'énergie de Montpellier)

assurent en France l'alimentation directe (ou via un réseau de chaleur) de villes, de quartiers, d'ensembles immobiliers ou d'équipements publics. Si le bois est utilisé principalement pour la production de chaleur liée au chauffage de bâtiments, une partie des installations utilisent également le principe de la cogénération pour produire de l'électricité. La figure 1.31 présente l'évolution de la répartition de la consommation d'énergie finale issue du bois entre 1970 et 2008. On peut remarquer que c'est le secteur du bâtiment (résidentiel et tertiaire) qui est le plus gros consommateur (75 % de la consommation d'énergie finale), loin devant le secteur industriel.

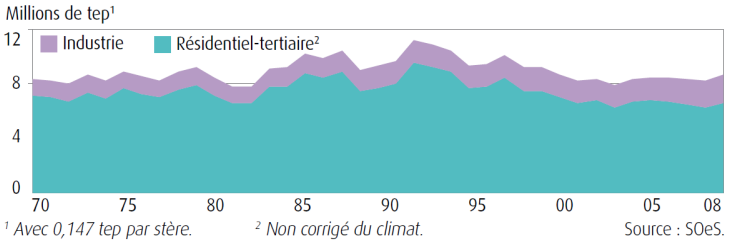


Figure 1.31 – Consommation d'énergie finale de bois [68]

On note depuis 1994 une très forte augmentation du nombre de chaufferies collectives (figure 1.32). En effet, leur nombre passe de quelques unités à plus de 550 en 2007. Parallèlement à ce développement, on note également une très forte croissance de la consommation d'énergie associée (multipliée par 10, de 50 ktep à 500 ktep.

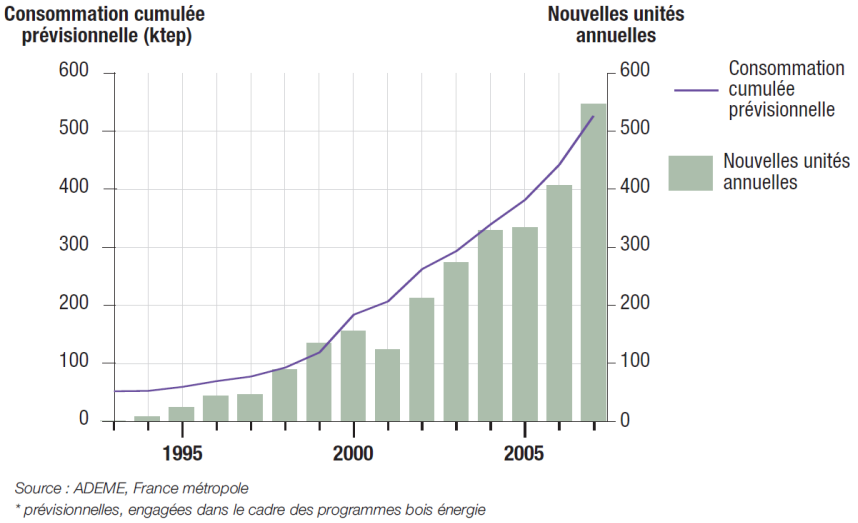


Figure 1.32 – Nouvelles chaufferies collectives et industrielles [4]

Un avantage supplémentaire concernant le bois énergie est que son prix est relativement stable. La ressource énergétique en France est en croissance continue. De plus, l'approvisionnement peut se faire localement au sein d'une même région entre la production de bois et son utilisation dans les chaufferies. Le prix imputable au transport s'en trouve d'autant diminué et cela améliore l'indépendance énergétique du pays.

1.4.4 Solutions envisagées et méthode de travail pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie

1.4.4.1 Considérations générales

La figure 1.33 présente les 4 points principaux du projet, à savoir le développement d'un modèle de la chaufferie collective, le développement d'un modèle de système de stockage énergétique, le développement d'un modèle de prédiction des données extérieures influentes et enfin le développement d'un contrôleur optimal.

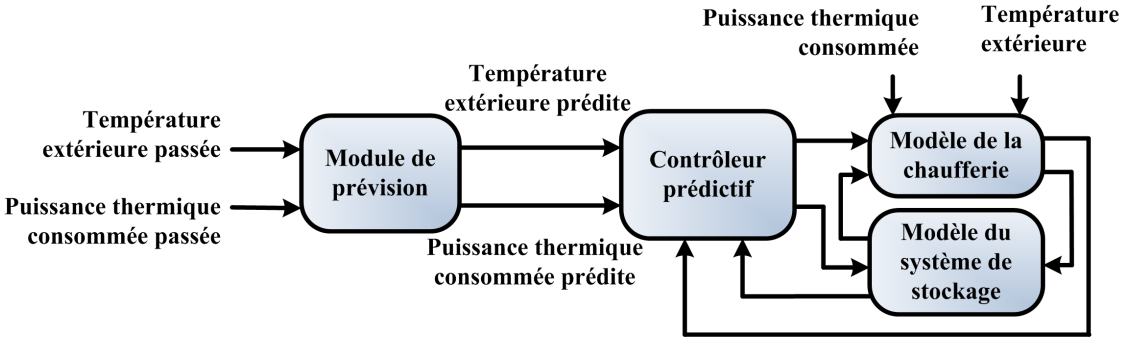


Figure 1.33 – Schéma général du projet

L'utilisation d'un système de stockage devrait permettre de faire fonctionner la chaudière bois à un rendement constant toute la journée et d'emmagasiner l'énergie thermique produite lors des creux de consommation pour la redistribuer pendant les pics de consommation et ainsi éviter l'allumage de la chaudière à énergie renouvelable (figure 1.34). Ainsi, en augmentant la consommation d'énergie renouvelable (bois) on

devrait pouvoir faire fortement diminuer la consommation d'énergie fossile de la chaufferie. On peut donc assimiler cette modification du comportement de la chaufferie à une action de filtrage énergétique.

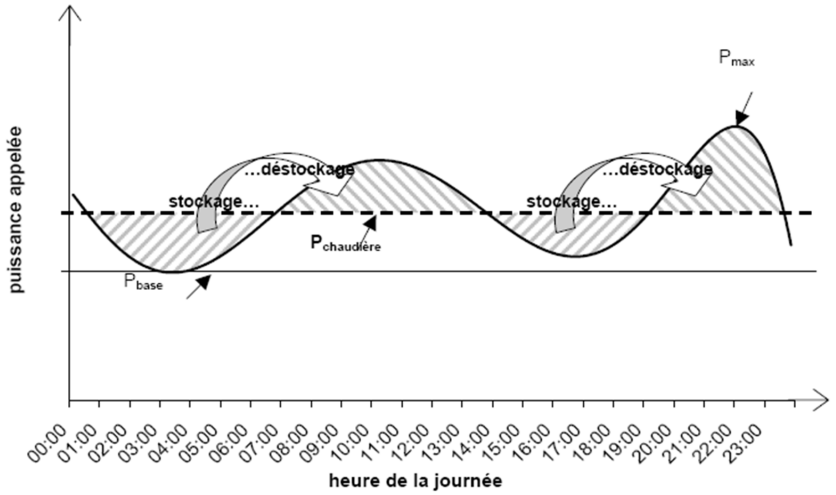


Figure 1.34 – Intérêt du stockage pour lisser la production quotidienne d'énergie

1.4.4.2 Campagnes de mesures

Pour l'acquisition de données expérimentales, le site de la chaufferie de La Rochelle dispose d'un système de monitoring assez complet permettant de mesurer une bonne partie des variables physiques de la chaufferie, telles que les températures, les puissances et les débits. Ce système permet de faire l'acquisition des données mais aussi de contrôler une partie de la chaufferie en définissant notamment les températures de consigne des chaudières et du réseau de chaleur.

Notons cependant que certains capteurs essentiels sont manquants (mesure de la consommation de fioul ou du débit sur le réseau de chaleur) ou bien fournissant des informations très approximatives (consommation de bois). Le nombre important de variables induit pour le système de monitoring un gros travail de collecte de données et une capacité mémoire importante. C'est ce facteur qui limite le taux d'échantillonnage de l'installation à une période de 5 minutes, ce qui n'est pas toujours l'idéal puisque certains régulateurs internes travaillent à des fréquences beaucoup plus élevées (de l'ordre de la seconde).

1.4.4.3 Modélisation du procédé

À partir des mesures relevées sur le site, nous avons développé un modèle de fonctionnement dynamique de la chaufferie (chapitre 3). Chacun des éléments notables de la chaufferie a été modélisé, avec des méthodes parfois différentes. Lorsque le processus physique mis en jeu était parfaitement connu nous avons utilisé des modèles phénoménologiques pour lier les variables physiques entre elles. Au contraire, en l'absence de connaissance du fonctionnement de l'élément modélisé ou par manque de données, nous avons opté pour des modèles dits boîtes noires permettant de lier les variables d'entrée aux variables de sortie. Lorsqu'une partie seulement de la connaissance experte était disponible pour la modélisation d'un élément, des équations paramétriques ont été développées et calibrées. Dans tous les cas, une comparaison a été réalisée avec les données expérimentales pour valider les modèles. Finalement, les modèles élémentaires ont été assemblés pour construire le modèle complet de la chaufferie, en ajustant si besoin certains éléments.

1.4.4.4 Modélisation d'un système de stockage énergétique

En dehors de la quantité d'eau présente dans le circuit primaire du réseau de chaleur, la chaufferie ne possédait pas de système de stockage énergétique. Nous avons donc défini le type de stockage qui était adapté, en fonction des objectifs, des coûts et des contraintes techniques. Le choix s'étant porté sur un système de stockage dans l'eau, un modèle de fonctionnement dynamique a été développé (chapitre 4). Ce modèle a ensuite été intégré au modèle global de la chaufferie.

1.4.4.5 Prédiction des données extérieures

Les variables externes qui modifient le fonctionnement de la chaufferie sont principalement la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. C'est pourquoi nous avons développé un module de prédiction à court terme (4h30) pour prédire l'évolution de ces données (chapitre 5). Ceci permet de prédire le fonctionnement de la chaufferie a court terme. La méthode utilisée pour le développement de cet outil s'appuie sur une analyse multi-résolution par transformée en ondelettes discrètes et sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels.

1.4.4.6 Définition d'une stratégie de chauffe et de contrôleurs optimaux

L'optimisation du fonctionnement de la chaufferie passe par la définition d'une stratégie de chauffe et la détermination de différents critères de coût qui doivent être minimisés. Ces critères doivent prendre en compte des aspects économiques (prix d'utilisation de l'ensemble des combustibles), des critères techniques (suivi de consigne de certaines variables physiques) et des critères énergétiques liés à l'efficacité de la chaufferie et aux consommations d'énergies fossiles et renouvelables.

À partir du modèle de la chaufferie, telle qu'elle existe aujourd'hui, du modèle de la cuve de stockage énergétique telle qu'elle devrait être construite, du modèle de prédiction des données extérieures et d'une stratégie de chauffe, il a été possible de développer des contrôleurs pour gérer l'utilisation de la cuve et optimiser le fonctionnement de la chaufferie (chapitre 6). Les contrôleurs qui ont été développés sont un contrôleur en ligne qui ne possède pas d'effet anticipatif pour gérer le débit dans le stockage et imposer une consigne de température fixe à la chaudière bois et un contrôleur optimal prédictif exploitant les prédictions pour anticiper le comportement de la chaufferie et améliorer les résultats de la stratégie de chauffe.

Pour chaque contrôleur, une analyse des résultats a été réalisée pour déterminer l'influence de certains paramètres, dont le volume de l'unité de stockage, sur les critères de la stratégie de chauffe.

Des choix cohérents pour ces paramètres montrent qu'il est possible de réduire la consommation globale d'énergie, le prix de revient de ces énergies et d'améliorer le suivi de consigne.

Conclusion du chapitre

Ce premier chapitre a défini les bases du contexte climatique et énergétique de ce travail de thèse. Celui-ci porte sur l'optimisation d'une chaufferie de quartier qui fournit le chauffage et l'eau chaude sanitaire à un quartier alimenté par cette chaufferie via un réseau de chaleur.

L'analyse énergétique présentée dans ce chapitre a montré que l'homme influait sur le climat terrestre et notamment sur l'augmentation de la température moyenne globale en raison de son utilisation abusive d'énergie fossile favorisant ainsi les émissions de gaz à effet de serre tels que le CO_2. Une analyse plus fine de la consommation énergétique humaine permet de s'apercevoir que le secteur du bâtiment est un des secteurs qui consomment beaucoup d'énergie fossile. Le potentiel de réduction de l'empreinte d'énergie fossile est donc très important, notamment pour le chauffage qui est le premier poste de consommation d'énergie primaire pour ce secteur.

La chaufferie collective exploitant différentes sources d'énergie, telles que le bois (renouvelable), le gaz (fossile) et le fioul (fossile), l'objectif affiché est donc de réduire la consommation d'énergie fossile, notamment grâce à l'ajout d'une cuve pour stocker de l'énergie. Cet objectif est en accord avec les directives nationales et internationales de réduction des émissions de gaz à effet de serre par l'utilisation d'énergie renouvelable et par l'amélioration de l'efficacité énergétique.

Pour répondre à cet objectif nous proposons ici une méthode générale pour l'optimisation des procédés de chauffage dans le secteur du bâtiment. Cette optimisation passe par la modélisation du procédé, à partir si possible de mesures expérimentales relevés sur le site, et l'utilisation d'un système de stockage énergétique, ainsi que par le développement de contrôleurs avancés, exploitant une prédiction du comportement du procédé, pour optimiser des critères de coûts économiques et énergétiques en anticipant les variations de la consommation d'énergie.

L'objectif de ce travail de thèse, tel que présenté dans ce chapitre, est donc d'appliquer cette méthodologie d'optimisation énergétique à la problématique de la chaufferie collective. Pour répondre au problème posé, la modélisation de la chaufferie existante est présentée au chapitre 3, le développement d'un modèle de stockage est détaillé par le chapitre 4, la réalisation d'un outil de prédiction sera décrit par le chapitre 5 alors que le chapitre 6 présentera le développement de contrôleur permettant d'optimiser le fonctionnement de la chaufferie, en utilisant l'ensemble des outils présentés par les chapitres précédents. Le chapitre 2 présentera l'application de cette méthodologie d'optimisation énergétique à un système simple, une maquette de bâtiment dont le chauffage est assuré par deux sources d'énergie différentes, l'une renouvelable et l'autre fossile.

Chapitre 2

Application préliminaire : gestion optimale du chauffage d'un prototype de bâtiment

L'objectif de cette thèse est de proposer des solutions optimales de contrôle pour le chauffage de bâtiments. Dans ce chapitre, nous présentons plusieurs stratégies de chauffe optimisées appliquées à un cas d'étude qui est ici un prototype de bâtiment (maquette d'une maison à une échelle réduite). La température à l'intérieur de ce prototype de bâtiment est contrôlée en jouant sur deux résistances électriques assimilées à deux systèmes de chauffe. Le premier, le radiateur principal, est supposé être alimenté par une énergie renouvelable. Il est utilisé en priorité dès que le besoin s'en fait sentir pour maximiser le suivi de consigne à l'intérieur du bâtiment. Le second, le système d'appoint, est supposé alimenté par de l'énergie fossile. Son utilisation doit rester marginale et n'intervenir que lorsque le premier n'est pas suffisant pour fournir l'énergie nécessaire pour chauffer le bâtiment en question. L'objectif de ce travail est de trouver un compromis optimal entre la consommation d'énergie fossile et le suivi de la température de consigne.

Pour cela trois types de régulateurs sont expérimentés sur un modèle de ce prototype, dont la phase de modélisation et d'identification est décrite dans la première partie du chapitre. La seconde partie décrit les trois structures de contrôle retenues. Le premier régulateur est un contrôleur PID qui sert de référence puisqu'il classiquement employé pour la régulation thermique des bâtiments. Le second régulateur proposé est une amélioration du contrôleur PID par introduction d'un module basé sur la logique floue. Enfin, une troisième approche utilisant le contrôle prédictif en association avec le régulateur PID est détaillée.

Chaque contrôleur est alors optimisé pour améliorer la performance de la régulation globale. Les résultats de chaque stratégie sont décrits dans la dernière partie du chapitre. Ils montrent les avantages et les inconvénients de chaque structure de contrôle par rapport à la stratégie choisie, tant en termes d'économie d'énergie que de performances au niveau du suivi de consigne.

2.1 Description et modélisation d'un prototype de bâtiment

2.1.1 Description du prototype

Il n'est pas évident d'avoir à disposition un bâtiment à instrumenter avec des capteurs de température, et sur lequel il est possible de contrôler le chauffage (avec ce même système) pour réaliser des essais et relever la température tout en s'affranchissant au maximum des perturbations extérieures. C'est pourquoi nous avons choisi de réaliser une maquette pour simuler un prototype de bâtiment [164].

Notons que ce projet fait suite à une première étude où une pièce de bâtiment, chauffée par deux sources d'énergie différentes, avait été modélisée de façon théorique. Ce modèle, basé principalement sur l'équation de la chaleur [160], avait été utilisé pour tester différentes stratégies de contrôle. Les premiers résultats montrant que l'utilisation de contrôleurs avancés permettait de réduire la consommation énergétique [159], c'est tout naturellement que nous avons voulu donner suite à ce projet avec des moyens un peu plus évolués et plus proches de la réalité. Cette idée nous a donc conduit au développement de cette maquette de bâtiment.

L'instrumentation de cette maquette de bâtiment consiste en huit capteurs de température (sept à l'intérieur de la maquette et un à l'extérieur de celle-ci) et en deux résistances utilisées pour le chauffage. La réalisation d'une maquette permet de tester facilement des structures de contrôle dans des conditions assez proches de la réalité, même si une échelle réduite peut engendrer certaines différences de comportement physique, notamment au niveau de la formation des boucles de convection naturelle de l'air intérieur. De plus, la conception d'une maquette dédiée autorise une grande flexibilité quant au positionnement des capteurs de température et des sources de chaleur et permet de contrôler en partie l'environnement extérieur. La faible inertie thermique de la maquette, en raison de sa petite taille, favorise une plus grande réactivité ce qui permet de simuler en quelques heures des scénarios de fonctionnement qui prendraient plusieurs jours avec un bâtiment réel. Cette maquette a été dimensionnée pour représenter un bâtiment de plain pied de 128 m^2, comportant une large baie vitrée (figure 2.1).

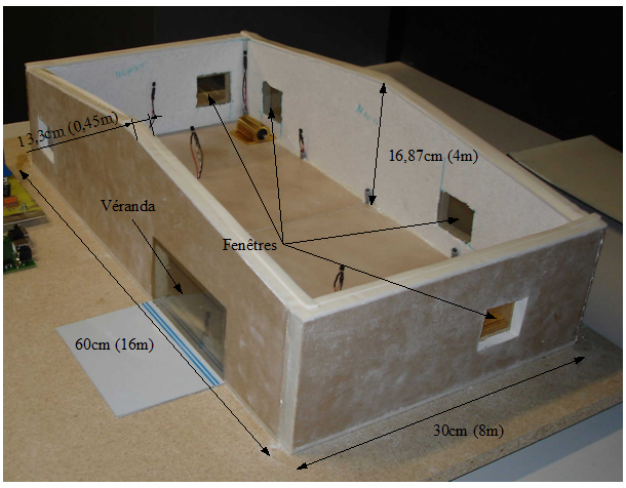


Figure 2.1 – La maquette de bâtiment

L'utilisation d'une base, fabriquée à partir de carrelages (6 mm), homogène et proche des caractéristiques thermiques d'une dalle en béton a permis de définir l'échelle de la maquette à $1/27^{\text{ème}}$. Ses dimensions sont respectivement de 60 cm, 30 cm et 15 cm pour la longueur, la largeur et la hauteur. Les surfaces des différents éléments (sol, murs, fenêtres, toits, porte) sont reportés dans le tableau 2.1 Les matériaux utilisés pour sa fabrication sont du placo-plâtre (BA-13) pour les murs, du polystyrène pour l'isolation et du polyane pour les parois vitrées. Les pertes thermiques de la maquette ont été estimées en calculant les coefficients

de transmission thermique de surface [66]. Le tableau 2.2 présente ces pertes thermiques en fonction des conductivités thermiques des parois pour les matériaux utilisés, avec U_x le coefficient de transmission de surface et S_x la surface du composant x considéré.

Type	Mur	Toit	Porte	Fenêtre	Sol
Surface [m^2]	0,211 972 5	0,181 32	0,002 25	0,021 937 5	0,18

Tableau 2.1 – Surface des différentes parois de la maquette

Variable	U_{mur}	U_{toit}	U_{porte}	$U_{fenetre}$
Unité	$[W.m^{-2}.°C^{-1}]$	$[W.m^{-2}.°C^{-1}]$	$[W.m^{-2}.°C^{-1}]$	$[W.m^{-2}.°C^{-1}]$
Valeur	3,250	3,482	7,784	5,814
Variable	U_{sol}	$\sum U_x \times S_x$	Ponts thermiques	Pertes totales
Unité	$[W.m^{-2}.°C^{-1}]$	$[W.°C^{-1}]$	$[W.°C^{-1}]$	$[W.°C^{-1}]$
Valeur	3,248	2,051	0,255	2,256

Tableau 2.2 – Pertes thermiques de la maquette

2.1.2 Modélisation et identification

2.1.2.1 Relevés expérimentaux

Avec l'idée de développer un modèle de fonctionnement caractérisant l'évolution thermique de la température à l'intérieur de la maquette, des essais de chauffe ont été réalisés. Pour cela des puissances de chauffe, constantes par morceaux, dont les durées étaient variables, ont été appliquées à l'emplacement des deux radiateurs (figure 2.2). Les puissances maximales sont de 80 W pour le chauffage principal (positionné côté nord) et de 34 W pour la source d'appoint, positionnée au sud. Le dimensionnement du chauffage principal a été réalisé pour une température extérieure minimale de −5 °C et une température de consigne de 21 °C. La figure 2.3 présente une partie des relevés de température, pendant 30 jours entre septembre et octobre 2008, avec un échantillonnage de 60 s. Les profils de températures semblent tous similaires bien que l'amplitude des variations change en fonction de la localisation du capteur. En effet, en phase de chauffe, on observe des gradients de température très importants qui découlent d'une convection libre intérieure. Dans tous les cas, un échelon sur la puissance de chauffe entraine une évolution sur les températures qui dure au moins une heure. Huit capteurs de températures ont été répartis à l'intérieur et à l'extérieur de la maquette. La température à l'intérieur du bâtiment est mesurée via le système d'acquisition à l'aide de capteurs de température placés au niveau du plafond (capteurs Sud Ouest (T_{SO}) et Sud Est (T_{SE})), au niveau du sol (capteurs Nord Ouest (T_{NO}) et Nord Est (T_{NE})) et à mi-hauteur (capteurs moitié Ouest (T_{MO}) et moitié Est (T_{ME})). Un capteur mesure également la température sous le toit, au centre de l'habitation (T_{MP}). Enfin, un dernier capteur mesure la température ambiante de la pièce au sein de laquelle se trouve le prototype, température considérée comme la température extérieure (T_{ext}) du système à chauffer donc comme une perturbation exogène.

La figure 2.4 présente la distribution spatiale de la chaleur à l'intérieur de la maquette à un instant donné, lorsque le chauffage principal, positionné autours de l'emplacement (voir figure 2.4), $(x = 2, y = 2, z = 2)$ est seul en marche tel que x défini la largeur, y la longueur et z la hauteur données en centimètres. Le radiateur d'appoint est lui situé de l'autre côté du bâtiment à l'emplacement $(x = 15, y = 58, z = 2)$. Il apparaît qu'il existe à l'intérieur de la maquette une unique boucle de convection. L'air réchauffé autour du radiateur principal monte vers le toit puis redescend vers le centre de la pièce. L'air est plus froid loin de ces points chauds, notamment près du point près du coin $(x = 0, y = 60, z = 0)$. Ces deux figures montrent les limitations

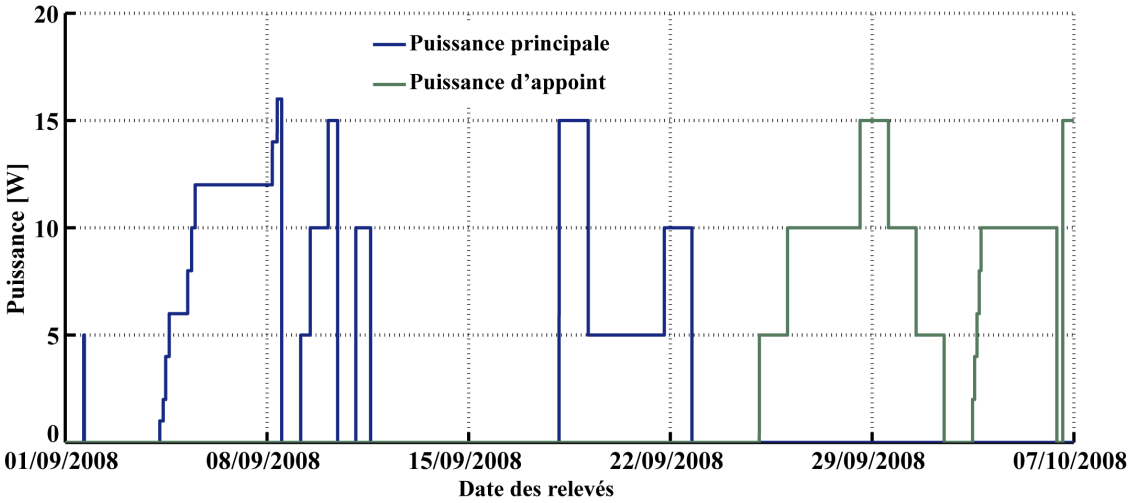


Figure 2.2 – Puissances de chauffe utilisées sur la maquette de bâtiment

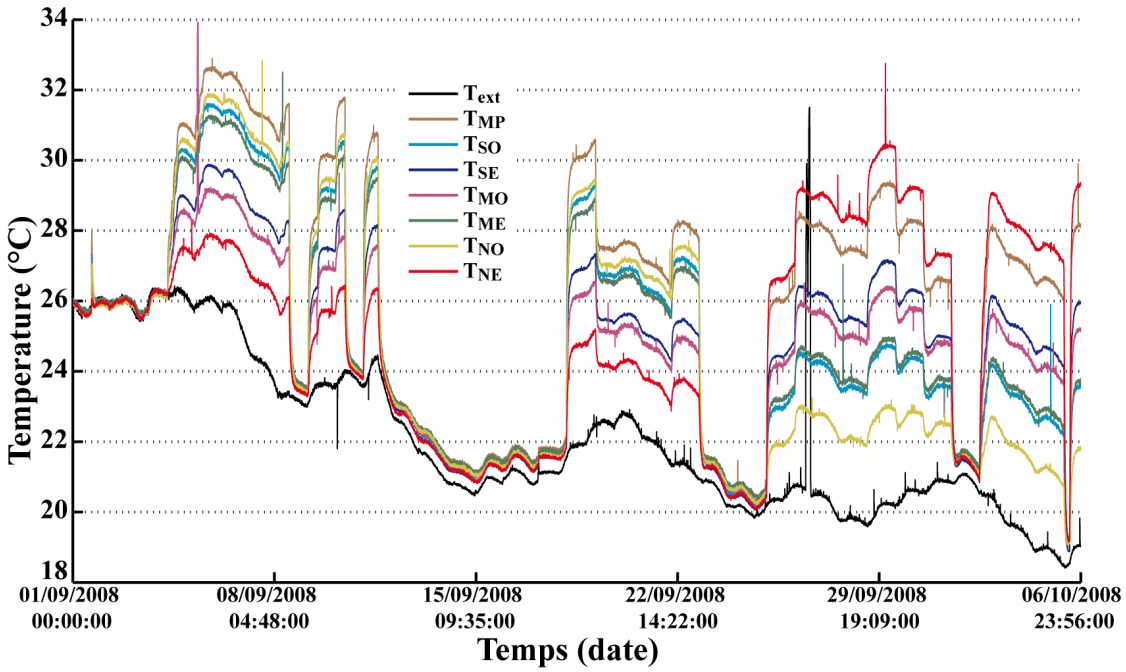


Figure 2.3 – Acquisition de températures sur la maquette de bâtiment

d'une maquette pour simuler le comportement d'un bâtiment réel. Le phénomène de convection est un peu différent de celui d'un bâtiment réel caractéristique et il n'est pas possible d'étudier le transfert de chaleur entre les différentes zones que l'on trouve dans un tel bâtiment (pièces différentes). En effet, dans un bâtiment de taille réelle, il existe de nombreuses boucles de convection. De plus, pour interpoler ces résultats à une échelle plus grande, il est nécessaire de prendre en compte la faible inertie de la maquette, notamment pour les scénarios de chauffe. C'est pourquoi nous avons décidé, lors de la définition de la stratégie de contrôle, de compresser sur 24h le scénario de la consigne de température qui dure normalement 7 jours. Le rapport entre les phases stationnaires et les phases de transitions seront, de ce fait, plus proches de la réalité.

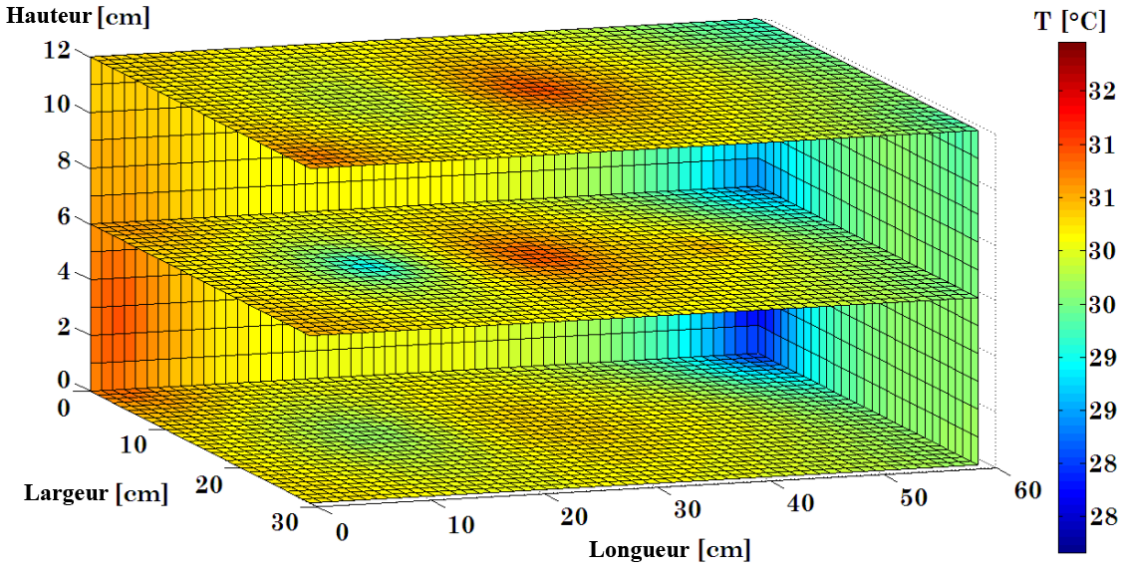


Figure 2.4 – Températures à l'intérieur de la maquette de bâtiment

2.1.2.2 Définition d'une structure paramétrique pour le modèle

Pour pouvoir développer et étudier la performance de différents régulateurs, un modèle de simulation numérique doit être développé. Pour cela, il est possible d'utiliser des modèles physiques ou des modèles paramétriques. Les modèles thermiques physiques pour le bâtiment peuvent être plus précis mais ont le désavantage d'être plus lourd à utiliser et nécessite des puissances de calcul importantes. Notre idée était de développer un modèle qui puisse faire à la fois office de modèle de simulation mais aussi de modèle de commande pour une intégration par exemple dans un contrôleur prédictif, comme on le verra dans les sections suivantes. Nous nous sommes donc tourné vers le développement d'un modèle paramétrique permettant de répondre à cette problématique. Étant donné que la dynamique de chaque température est sensiblement la même, nous avons défini une structure d'équation paramétrique identique dont les coefficients seront propres à chaque emplacement. L'étude des relevés montre que la dynamique est proche de celle d'un système du premier ordre (pas de dépassements, stabilisation à une température donnée, réponse immédiate avec pente maximale au démarrage...) réagissant à des essais en échelons aux niveaux des deux radiateurs. Cependant, il apparaît très vite que le gain entre la puissance de chauffe et la température n'est pas constant. En effet, plus la puissance de chauffe est importante, moins la température augmente en proportion. C'est pour cela que nous avons introduit un facteur correctif représenté sous la forme d'exposants χ et η, inférieurs à 1, qui traduisent ce comportement (modèle de perte). La température extérieure agit également sur le procédé comme une perturbation qui ajoute en continu une composante déterminant le retour à l'équilibre de la température dans la maquette, quand le chauffage est arrêté. La structure d'équations retenue est donc celle décrite par l'équation (2.1), avec $j \in A = \{_{SE}, _{SO}, _{NE}, _{NO}, _{ME}, _{MO}, _{MP}\}$ tels que $_{S}, _{N}, _{E}, _{O}, _{M}, _{P}$ correspondent respectivement au Sud, au Nord, à l'Est, à l'Ouest, au Milieu et au Plafond de la maquette, les 7 emplacements où ont été réalisés les mesures de la température.

$$T_j(k+1) = \alpha_j \cdot T_j(k) + \beta_j \cdot u_1^{\chi_j}(k) + \delta_j \cdot u_2^{\eta_j}(k) + \gamma_j \cdot T_{ext}(k) \tag{2.1}$$

2.1.2.3 Identification des paramètres du modèle

À partir des relevés expérimentaux, on cherche à déterminer les valeurs optimales des paramètres $\alpha, \beta, \chi, \delta, \eta, \gamma$ qui minimisent l'écart quadratique entre les données mesurées et les courbes simulées pour

chacun des 7 points de mesure de la température (2.2) et cela pour N échantillons de mesure. Le processus d'identification par les moindres carrés non-linéaires est décrit plus en détails dans la première partie du chapitre 3.

$$\min_{\alpha_j,\beta_j,\chi_j,\delta_j,\eta_j,\gamma_j} \left(\sum_{k=1}^{N} \left(T_{j-exp}(k) - T_{j-sim}(k) \right)^2 \right) \tag{2.2}$$

Le processus d'identification a permis de calculer, pour chaque emplacement, les valeurs optimales des paramètres. Ces valeurs sont regroupées dans le tableau 2.3, qui contient également sur la seconde ligne $\left(\tau_{\alpha_j}\right)$ la constante de temps correspondant à α_j ramené en minutes et secondes. On peut noter que les paramètres ont des ordres de grandeur très proches d'une mesure de température à une autre. Ainsi, les paramètres α sont tous très proches de 0,981, ce qui décrit une inertie équivalente, de même que pour l'influence de la température extérieure. On remarque que l'influence par rapport à la puissance de chauffe varie en fonction de la position du capteur. Les points de température situés près des radiateurs ont des paramètres dont les valeurs sont logiquement plus élevées. La décroissance du gain en fonction de la puissance fournie semble converger vers une puissance de 0,5 (évolution en racine carrée).

Paramètre	T_{SE}	T_{SO}	T_{NE}	T_{NO}	T_{ME}	T_{MO}	T_{MP}
α_j	0,981	0,981	0,982	0,984	0,984	0,984	0,979
τ_{α_j}	52'38"	52'38"	55'33"	62'30"	62'30"	62'30"	47'37"
β_j	0,0209	0,0327	0,008 59	0,0314	0,0248	0,0150	0,0408
χ_j	0,516	0,478	0,573	0,443	0,480	0,489	0,485
δ_j	0,0329	0,0188	0,0530	0,0107	0,0170	0,0267	0,0516
η_j	0,501	0,540	0,447	0,467	0,513	0,460	0,461
γ_j	0,0193	0,0192	0,0179	0,0161	0,0160	0,0163	0,0209

Tableau 2.3 – Paramètres du modèle de la maquette

2.1.2.4 Validation du modèle

Afin d'estimer le degré de précision du modèle nous avons comparé les températures simulées et les relevés expérimentaux de ces mêmes températures. Le jeu de données qui a été utilisé est le même que celui qui a servit à faire l'identification. Les valeurs du FIT (voir définition du FIT dans le chapitre 3) pour chaque température sont regroupées dans le tableau 2.4. On peut remarquer que le modèle donne de très bon résultats puisque le plus mauvais FIT est de 88,07 % et que la moyenne est de l'ordre de 91,76 %. La figure 2.5 donne un exemple comparatif entre la température simulée par le modèle et la température relevée pour la position Sud Ouest. Il apparaît clairement que les deux courbes sont très proches (mêmes inerties et mêmes amplitudes). Cela valide l'utilisation de ce modèle pour simuler l'évolution de la température à l'intérieure de la maquette. Ce modèle pourra donc être utilisé pour développer des outils de contrôle du chauffage.

Variable	T_{SE}	T_{SO}	T_{NE}	T_{NO}	T_{ME}	T_{MO}	T_{MP}
$FIT\,[\%]$	93,12	92,41	92,76	92,59	91,40	88,07	92,00

Tableau 2.4 – FIT du modèle de la maquette

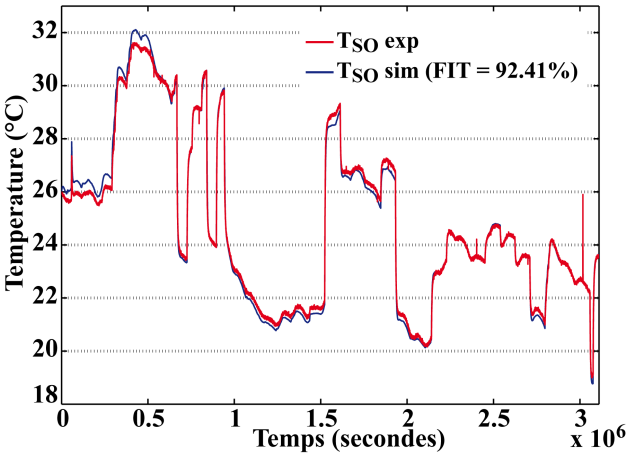


Figure 2.5 – Évolution comparée des températures mesurées et simulées au sud ouest (T_{SO})

2.2 Structures de contrôle du système de chauffe du prototype de bâtiment

2.2.1 Description de la stratégie de contrôle

2.2.1.1 Consignes de température

La performance du contrôle de la température dans les bâtiments est fortement dépendante des profils des consignes de température utilisés. Pour que l'étude réalisée soit pertinente et construire le profil de la consigne de température nous avons utilisé les spécifications décrites dans le document officiel de la *Règlementation Thermique 2005 (RT2005)* [67, 66]. Celui-ci permet de tester la robustesse des structures de contrôle proposées. Par exemple, pour un bureau, la température de consigne varie entre 7°C et 19°C selon l'heure du jour et le jour de la semaine. Lorsque le bâtiment est occupé (journée), la consigne de température est élevée. Lorsqu'il est inoccupé (nuit), la consigne est diminuée (figure 2.6). En fin de semaine, la consigne de température est fortement réduite pour éviter de consommer inutilement de l'énergie lorsque le bâtiment est vide pendant plusieurs jours.

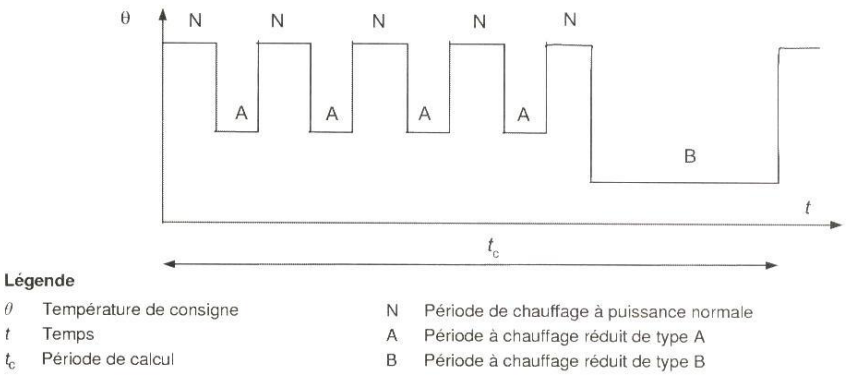


Figure 2.6 – Consigne de température (Norme NF EN ISO 13790) [99]

2.2.1.2 Critères de performance des contrôleurs

Pour juger de la performance de la régulation, concernant le confort thermique, la consommation d'énergie et l'utilisation de l'énergie renouvelable et de l'énergie fossile, trois critères sont introduits. Le premier, $\%_{EnF}$ décrit le pourcentage d'énergie fossile consommée (EnF) par rapport à l'énergie totale consommée, c'est-à-dire l'énergie renouvelable (EnR) plus l'énergie fossile (2.3). Ces énergies sont exprimées en $\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, le critère s'exprime lui en %. L'unité choisie pour l'énergie est adaptée de l'indice énergétique décrit dans la règlementation officielle française [66, 65] : le $\mathrm{kWh{\cdot}m^{-2}{\cdot}an^{-1}}$.

$$\%_{EnF} = 100 \cdot \frac{EnF}{EnF + EnR} \tag{2.3}$$

Le deuxième critère I_C rend compte de la qualité de la régulation du point de vue du suivi de consigne (2.4). Il peut se concevoir comme le FIT, ou une analyse de variance entre la consigne de température T_{ref} et la température moyenne dans la pièce T_{moy} et s'exprime également en %. Il représente le confort thermique dans le bâtiment. Notons cependant que dans le secteur du bâtiment le confort thermique est généralement basé sur le ressenti des personnes qui l'occupent [98]. Ces critères, connus sous la dénomination de *Predictive Mean Vote* (PMV) et de *Percentage of Persons Dissatisfied* (PPD) [62, 202] ne sont pas adaptés à l'évaluation de la performance des régulateurs car ils nécessitent des mesures qu'il n'est pas possible de réaliser avec les systèmes de mesure et le prototype de bâtiment développés.

$$I_C = 100 \cdot \left(1 - \frac{\|T_{ref} - T_{moy}\|_2}{\|T_{ref} - \langle T_{ref} \rangle\|_2}\right) \tag{2.4}$$

Enfin, le dernier critère, I_P, permet de calculer la performance globale du contrôleur en considérant la différence entre le suivi de consigne et la consommation relative d'énergie fossile (2.5).

$$I_P = I_C - \%_{EnF} \tag{2.5}$$

2.2.2 Contrôle PID

2.2.2.1 Structure du contrôleur PID

Le contrôleur PID est un contrôleur linéaire [117] très largement utilisé dans le secteur du bâtiment pour la régulation des installations de chauffage [50, 133, 118, 14, 109]. C'est pourquoi nous avons considéré ce contrôleur comme le composant de base pour la régulation du chauffage de notre modèle afin de pouvoir ensuite le comparer avec des systèmes de régulation plus avancés.

Les résultats obtenus avec ce régulateur permettront de déterminer le gain apporté par des régulateurs avancés (PID-MPC, PID-flou). La structure de la régulation PID est présentée par la figure 2.7.

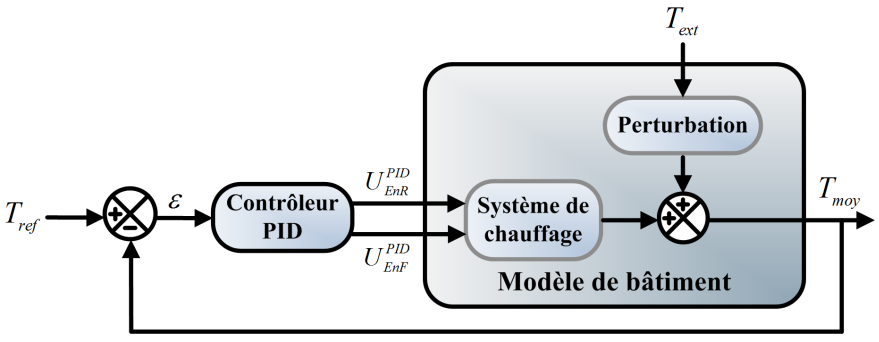


Figure 2.7 – Schéma de contrôle PID

À partir de l'écart entre la température de consigne, T_{ref}, et la température moyenne dans le bâtiment, T_{moy}, le PID calcule la puissance globale de chauffe nécessaire. Ce calcul se fait en temps échantillonné et un processus de désaturation (système anti-windup) est pris en compte pour améliorer la robustesse du système face aux contraintes de saturation physique de la puissance de chauffe (2.6). La période d'échantillonnage du régulateur est identique au modèle de la maquette ($T_E = 60\,\text{s}$).

$$\begin{cases} U_{max} = U_{EnR-max} + U_{EnF-max} \\ T_{aw} = \frac{T_E}{K_I} \\ x_I(k) = x_I(k-1) + K_I \cdot (T_{ref}(k) - T_{moy}(k)) \\ x_D(k) = K_D \cdot x_D(k-1) + (T_{moy}(k-1) - T_{moy}(k)) \\ u_{PID}(k) = K_P \cdot (T_{ref}(k) - T_{moy}(k) + x_I(k) + x_D(k)) \\ u_{sat-PID}(k) = u_{PID}(k) \\ \text{si } u_{PID}(k) > U_{max} \\ \qquad \Rightarrow u_{sat-PID}(k) = U_{max} \\ \text{sinon si } u_{PID}(k) < 0 \\ \qquad \Rightarrow u_{sat-PID}(k) = 0 \\ \text{fin} \\ x_I(k) = x_I(k) + \left(\frac{T_E}{K_P \cdot T_{aw}}\right) \cdot (u_{sat-PID}(k) - u_{PID}(k)) \end{cases} \tag{2.6}$$

2.2.2.2 Répartition et optimisation de la puissance de chauffe

Cette puissance de chauffe globale est alors répartie entre les deux radiateurs. Nous supposons dans notre étude que le système de chauffe principal est alimenté par de l'énergie renouvelable (U_{EnR}) et que le système d'appoint est alimenté par de l'énergie fossile (U_{EnF}). L'objectif affiché est d'utiliser le plus possible le radiateur à énergie renouvelable et de n'utiliser celui à énergie fossile que lorsque le système de chauffe principal ne peut fournir assez d'énergie (typiquement lors d'une période de grand froid). Ainsi, la puissance globale u est répartie en priorité sur le système principal à énergie renouvelable U_{EnR} et sur le radiateur secondaire, U_{EnF}, uniquement si une puissance supplémentaire est requise (2.7).

$$\begin{cases} U_{EnR}(k) = u(k) \text{ et } U_{EnF} = 0 \\ \text{si } u(k) \geq U_{RE-max} \\ \qquad \Rightarrow U_{EnR}(k) = U_{EnR-max} \text{ et } U_{EnF}(k) = u(k) - U_{EnR}(k) \\ \qquad \text{si } U_{EnF}(k) \geq U_{EnF-max} \\ \qquad\qquad \Rightarrow U_{EnF}(k) = U_{EnF-max} \\ \qquad \text{fin} \\ \text{sinon si } u(k) \leq 0 \\ \qquad \Rightarrow U_{EnR}(k) = U_{EnF}(k) = 0 \\ \text{fin} \end{cases} \tag{2.7}$$

L'objectif étant d'optimiser le fonctionnement du régulateur (minimisation de la consommation d'énergie fossile et maximisation du suivi de consigne), nous définissons le problème d'optimisation (2.8) dont le but est de maximiser le critère de performance I_P. Le résultat de cette optimisation conduit à déterminer les valeurs optimales des gains du régulateur PID.

$$\max_{K_P, K_I, K_D} (I_P = I_C - \%_{EnF}) \tag{2.8}$$

2.2.2.3 Limitations de la structure PID

Ce type de régulateur, le PID, même optimisé, n'aboutit généralement pas au meilleur contrôle. Il ne prend pas en compte la complexité du procédé qu'il corrige, les non-linéarités, les bruits, les retards ou les

perturbations [10, 122]. Cependant, il est possible d'améliorer la structure de contrôle en mettant par exemple plusieurs PID en cascade [103] ou en ajoutant, à l'effet feed-back du PID, un filtrage des perturbations extérieures par un procédé de feed-forward [189]. Ce ne sera cependant pas l'objet de cette étude. Les améliorations porteront sur le développement de structures de contrôle avancées (logique floue et contrôle prédictif).

2.2.3 Contrôle PID-flou

2.2.3.1 Principes du raisonnement flou

2.2.3.1.1 Historique et intérêts de la commande floue

Une des approches dignes d'intérêt pour la gestion énergétique dans le bâtiment est celle basée sur les outils de l'intelligence artificielle tels que les réseaux de neurones artificiels [138, 123, 11, 42] ou la logique floue. Grâce aux contrôleurs flous, des travaux ont montré qu'il est possible d'optimiser l'efficacité énergétique [79, 9, 26, 49] ainsi que d'améliorer le confort thermique et visuel [85, 48, 110, 113] dans les bâtiments. Il existe également des structures qui tirent partie à la fois des réseaux de neurones artificiels et de la logique floue que l'on peut associer dans des structures dites neuro-floues [31]. L'approche retenue ici propose d'associer la structure de contrôle PID et contrôleur flou.

Les bases de la logique floue ont été posées en 1965 par Zadeh, de l'Université de Californie à Berkley [204]. Cet outil, qui s'appuie sur le langage humain, peut être utilisé pour le contrôle des systèmes. La première application expérimentale où la logique floue est utilisée est la régulation d'une machine à vapeur [131]. Depuis, les domaines d'application de la logique floue se sont fortement étendus. Elle est utilisée dans les domaines de l'énergie, des transports, de la médecine, et bien sûr, des procédés industriels [203, 198, 199, 195, 196, 96, 200].

La commande par logique floue a pour but de traduire mathématiquement le raisonnement humain sous la forme de règles, en utilisant des labels linguistiques tels que « grand, petit, moyen, lent, rapide... » permettant de manipuler des grandeurs imprécises et plus adaptées à décrire le monde et les systèmes qui nous entourent [190]. Les variables sont définies par un univers de discours (domaine de variation) découpé en plusieurs sous-ensembles flous, eux-mêmes caractérisés par des fonctions d'appartenance, auxquelles sont associés des labels linguistiques.

L'un des points forts de la logique floue est que la formulation de la commande est facilement compréhensible, la structure étant simple, facile à synthétiser et à modifier. Elle est particulièrement adaptée pour contrôler des systèmes complexes car elle ne nécessite pas de modèles mathématiques du procédé à asservir. De plus, ce type de commande est assez robuste vis à vis des perturbations et offre la possibilité de s'auto-adapter aux variations du procédé. Cependant, le réglage, essentiellement empirique, peut être difficile si on désire obtenir des performances élevées. Il est également difficile d'étudier la stabilité du système bouclé et de contrôler des systèmes dits difficiles, c'est-à-dire à non-minimum de phase ou possédant des modes instables...

2.2.3.1.2 Univers de discours

La logique floue est une extension de la logique (booléenne) bi-valuée (de type vrai/faux) à une logique multi-valuée. L'*univers de discours* se définit tel que :

> Soit U une collection d'objets notés de manière générale $\{u\}$.
> Cet ensemble peut être continu ou discret.
> U est alors appelé univers de discours d'élément générique u.

2.2.3.1.3 Ensembles flous

Un *ensemble flou* E, défini sur un univers de discours U, est caractérisé par une *fonction d'appartenance*

$\mu_E(u)$ (2.9) à valeurs entre 0 et 1.

$$\mu_E(u) \ : \ U \rightarrow [0,1] \tag{2.9}$$

La grandeur $\mu_A(u)$ définit le degré d'appartenance de l'élément u à l'ensemble flou A (2.10).

$$A = \{(u, \mu_A(u)) \mid u \in U\} \tag{2.10}$$

La figure 2.8 présente l'univers de discours d'une variable x sur lequel sont définis les ensembles flous A_1 et A_2 caractérisés respectivement par les fonctions d'appartenance μ_{A_1} et μ_{A_2}.

Le *support* de l'ensemble A est défini comme l'ensemble des valeurs de x dont le degré d'appartenance est strictement supérieur à zéro (2.11).

$$supp(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) > 0\} \tag{2.11}$$

Ainsi, pour $x = 5$ on a par exemple $\mu_{A_1}(x = 5) = 0{,}5$ et $\mu_{A_2}(x = 5) = 0{,}75$.

Les ensembles flous peuvent avoir dans certains cas une fonction d'appartenance telle que la base ait une longueur nulle. On définit un *singleton flou* comme un ensemble flou qui a pour support un seul point u_0 dans U. Ainsi $\mu(u_0) = 1$ (figure 2.9).

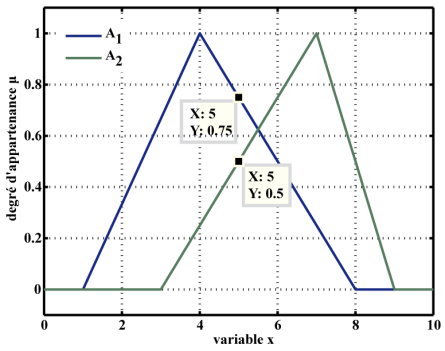


Figure 2.8 – Exemple d'ensemble flou

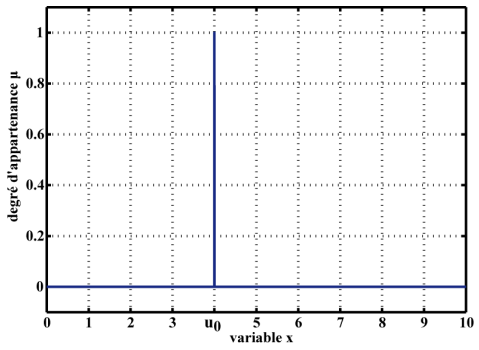


Figure 2.9 – Exemple de singleton flou

Il existe de très nombreuses fonctions d'appartenance. Les plus couramment utilisées sont les formes à bases de fonctions triangles, trapèzes, gaussiennes ou sigmoïdes (figure 2.10). Dans le cadre de la commande floue, il est nécessaire d'éviter les chevauchements insuffisants en raison du risque d'instabilité dans le fonctionnement du système par l'apparition de zones de non intervention (zones mortes).

2.2.3.1.4 Variables linguistiques

Les *variables linguistiques* permettent de modéliser les connaissances imprécises ou vagues d'une variable u. Elles sont représentées par le triplet $(u, T(u), U)$. u représente la variable physique définie sur l'univers de discours U. $T(u)$ est défini comme un ensemble fini de sous-ensembles flous A_i de U utilisés pour caractériser u, tel que $T(u) = \{A_1, A_2, \ldots\}$. Chaque terme A_i possède une fonction d'appartenance $\mu_{A_i}(u)$ (2.12).

$$\mu_{A_i}(u) \ : \ U \rightarrow [0,1] \tag{2.12}$$

Les *labels linguistiques* associés aux variables linguistiques dénotent souvent une importance relative de cette variable. Par exemple pour un univers de discours d'une variable x (dont les valeurs peuvent être positives ou négatives) découpé en cinq variables linguistiques (cinq sous-ensembles flous), on peut avoir les cinq labels linguistiques suivants : {Négatif Grand, Négatif Petit, Environ Zéro, Positif Petit, Positif Grand}.

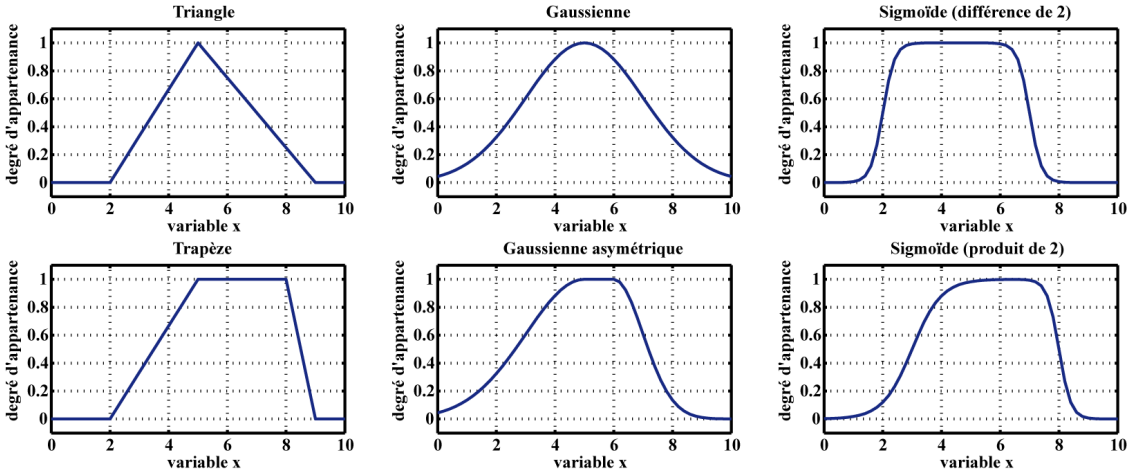


Figure 2.10 – Formes courantes des fonctions d'appartenance

2.2.3.1.5 Fuzzification

La *fuzzification* consiste à convertir une valeur numérique (grandeur physique) en une variable linguistique (variable floue). Le plus souvent, la valeur numérique est convertie en un singleton flou à l'intérieur de l'univers de discours. Plus rarement, la valeur numérique est convertie en un ensemble flou en tenant compte de l'incertitude sur cette valeur. Lorsque la méthode du singleton flou est choisie, il est alors aisé de déterminer le degré d'appartenance du singleton flou à chaque sous ensemble flou de l'univers de discours U, à partir de la connaissance des fonctions d'appartenance μ (figure 2.8).

2.2.3.1.6 Opérations sur les ensembles flous

La commande floue se base sur l'agrégation et l'évaluation de différentes règles floues qui constituent un système d'*inférence floue*. Contrairement à la logique classique bi-valuée, les définitions des opérations sur les ensembles flous ne sont pas uniques. Les deux méthodes les plus utilisées sont celle de Mamdami [131] et de Sugeno [187].

Remarque : nous ne présenterons ici que la première méthode car c'est celle qui a été retenue pour le développement du contrôleur flou appliqué au chauffage de bâtiment car il s'agit de celle qui est la plus largement utilisée en raison du fait que sa structure est assez simple et donne lieu au développement de bases de règle plus intuitives sans que les résultats soient sensiblement différents pour autant.

On définit une *relation floue* R entre deux univers de discours U et V comme un nouvel ensemble flou (2.13).

$$\begin{aligned} R &= \{((u,v),\mu_R(u,v))\,|(u,v) \in U \times V\} \\ \mu_R &: U \times V \to [0,1] \end{aligned} \tag{2.13}$$

Soient A_1 et A_2 deux ensembles flous dans U avec pour fonction d'appartenance $\mu_{A_1}(u)$ et $\mu_{A_2}(u)$. Il est possible de définir trois opérations élémentaires sur les ensembles flous :

- Union ($\cup$, fonction **OU**)

$$\mu_{A_1 \cup A_2}(u) = \mu_{A_1}(u) \vee \mu_{A_2}(u) = \max\{\mu_{A_1}(u), \mu_{A_2}(u)\} \tag{2.14}$$

- Intersection ($\cap$, fonction **ET**)

$$\mu_{A_1 \cap A_2}(u) = \mu_{A_1}(u) \wedge \mu_{A_2}(u) = \min\{\mu_{A_1}(u), \mu_{A_2}(u)\} \tag{2.15}$$

- Complémentation ($\overline{A}$, fonction **NON**)

$$\mu_{\bar{A_1}}(u) = 1 - \mu_{A_1}(u) \tag{2.16}$$

2.2.3.1.7 Base de règles

La logique floue utilise une expertise du système exprimée sous la forme d'une *base de règles* du type :

SI *(conditions sur entrées)* ALORS *(actions sur sorties)*

Ces règles sont énoncées à partir des connaissances du procédé. On parle alors d'*inférence floue* définie par l'opération logique par laquelle on admet une proposition en vertu de sa liaison avec d'autres propositions tenues pour vraies. L'inférence floue permet donc de transformer un degré d'appartenance (variable d'entrée) en un autre degré d'appartenance (variable de sortie).

La méthode d'inférence est celle du Modus Ponens Généralisé (GMP) telle que pour une variable d'entrée x, une variable de sortie y et quatre ensembles flous A, A', B et B' appartenant respectivement par paires aux univers de discours de x et y, on ait les trois éléments suivants.

- Prémisse : « x est A' »
- Règle : « SI x est A ALORS y est B »
- Conséquence : « y est B' »

On peut donc avoir des règles pour une sortie (définie par plusieurs ensembles flous) intégrant la connaissance de plusieurs entrées définies elles aussi par plusieurs ensembles flous (2.17).

$$\begin{array}{lll} \text{Entrées :} & & e_1 \text{ est } A' \text{ ET } e_2 \text{ est } B' \\ & R_1 : & \text{SI}\,(e_1 \text{ est } A_1 \text{ ET } e_2 \text{ est } B_1) \text{ ALORS } s \text{ est } C_1 \\ AUSSI & R_2 : & \text{SI}\,(e_1 \text{ est } A_2 \text{ ET } e_2 \text{ est } B_2) \text{ ALORS } s \text{ est } C_2 \\ & & \ldots \\ AUSSI & R_n : & \text{SI}\,(e_1 \text{ est } A_n \text{ ET } e_2 \text{ est } B_n) \text{ ALORS } s \text{ est } C_n \\ \hline \\ Sortie : & & s \text{ est } C' \end{array} \tag{2.17}$$

L'opérateur de connexion ET est identique à celui défini précédemment (2.15). Le terme de connexion AUSSI est implanté sous la forme d'une union (fonction OU) (2.14). Une règle de commande floue peut alors s'écrire sous la forme (2.18), avec le symbole $\rightarrow$ désignant une fonction d'implication floue (terme ALORS).

$$R_i = (A_i \text{ ET } B_i) \rightarrow C_i \tag{2.18}$$

Les deux fonctions d'implication floue les plus fréquemment utilisées sont l'*opération minimum* de Mamdami (2.19) et l'*opération produit* de Larsen (2.20), avec α_i le facteur de pondération (degré d'appartenance) définissant la contribution de la i$^{\text{ème}}$règle à l'action de commande floue.

$$\mu_{C'_i}(s) = \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(s) = \min(\alpha_i, \mu_{C_i}(s)) \tag{2.19}$$

$$\mu_{C'_i}(s) = \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(s) = \alpha_i \cdot \mu_{C_i}(s) \tag{2.20}$$

2.2.3.1.8 Défuzzification

La *défuzzification* est l'opération inverse de la fuzzification. Elle permet de produire une action de commande non-floue qui représente au mieux la distribution des possibilités d'actions de commande obtenues.

Il n'y a pas de procédure systématique pour choisir la stratégie de défuzzification. La méthode la plus utilisée est celle du *centre de gravité de la surface* (COG). Toutes les valeurs de l'univers de discours de sortie interviennent, pondérées par leurs degrés de vraisemblance tels que décrits par (2.21), avec n le nombre de niveaux de quantification de la sortie, dans le cas où les ensembles flous de sortie sont des singletons flous. Il existe d'autres méthodes telles que la *bissection de la surface* (abscisse qui coupe la surface en 2 parties égales) ou la *moyenne des maxima* (moyenne des valeurs de sorties les plus préconisées).

$$z_0 = \frac{\sum_{j=1}^{n} (\mu_z(w_j) \cdot w_j)}{\sum_{j=1}^{n} (\mu_z(w_j))} \tag{2.21}$$

2.2.3.2 Commande par logique floue

2.2.3.2.1 Contrôleur flou Le développement d'un contrôleur flou est donc basé sur trois opérations : la fuzzification des entrées du contrôleur en utilisant des ensembles flous, le raisonnement flou grâce à une base de règles floues pour calculer les variables floues de sortie, puis la défuzzification qui permet de calculer les sorties non floues du contrôleur (figure 2.11).

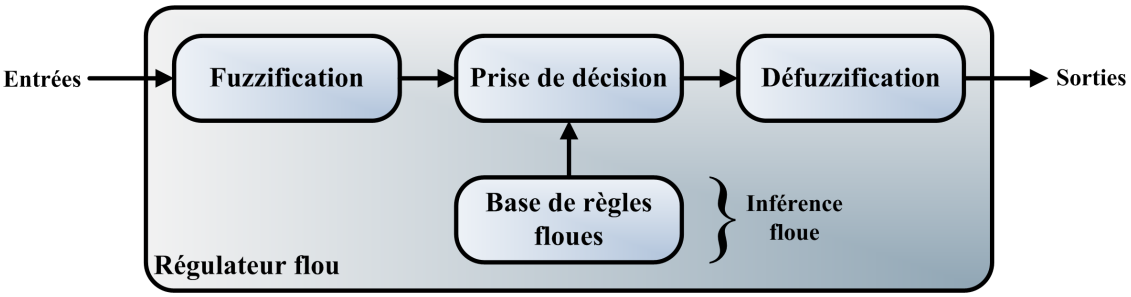


Figure 2.11 – Synoptique du fonctionnement d'un régulateur flou

La commande floue peut être utilisée directement pour la régulation des procédés mais il est également possible de la combiner à d'autres types de contrôleurs, pour en améliorer les performances, tels que les régulateurs PID [121, 111] ou les réseaux de neurones artificiels [132].

2.2.3.2.2 Contrôleurs (P, PI, PD et PID)-flou

Il existe de nombreuses approches permettant d'utiliser les contrôleurs flous dans une boucle de régulation [107]. La méthode la plus simple consiste à utiliser comme entrées du contrôleur flou les sorties du processus mesurées et de commander (en sortie) directement les actionneurs. Cette structure est désignée par le terme général de contrôleur *P-flou* [106]. Selon la méthode de calcul de la sortie, on distingue les contrôleurs *PI-flou* et *PD-flou* [107, 50].

La plupart du temps, un contrôleur *PI-flou* (figure 2.12) est un contrôleur incrémental, le module flou ne calculant pas directement la variable de commande mais les incréments de commande à partir de l'erreur de consigne du processus et de l'incrément de l'erreur. La commande à appliquer est alors calculée en fonction de la valeur de commande précédente et de son incrément. Ainsi, les actions proportionnelles et intégrales sont combinées et permettent de tirer profit à la fois de la stabilité relative apportée par un gain proportionnel et de l'élimination de l'erreur statique grâce à l'effet intégral. Les règles d'inférence du contrôleur sont définies hors ligne avant la mise en marche du contrôleur.

Le contrôleur *PD-flou* (figure 2.12) calcule, pour sa part, directement les valeurs de la commande (au lieu de l'incrément de commande) à partir des mêmes signaux (erreur et dérivée de l'erreur). Ce régulateur n'est adapté qu'à une classe limitée de processus. En effet, il ne permet pas un contrôle correct si les signaux sont bruités ou soumis à des biais et des perturbations [50].

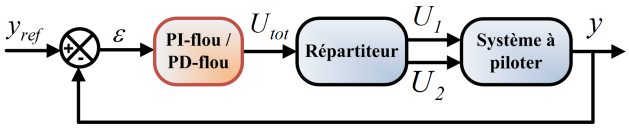


Figure 2.12 – Régulation d'un processus MISO par un PI-flou ou un PD-flou

Un contrôleur *PID-flou* (figure 2.13) est composé d'une structure PID classique combinée à un module flou qui adapte en ligne par inférence floue les gains du contrôleur PID [207]. Une telle structure présente l'avantage

de pouvoir s'adapter à des procédés complexes et variants. Cependant, elle est fortement dépendante du modèle du processus commandé et nécessite une connaissance importante pour définir la variation des gains du PID.

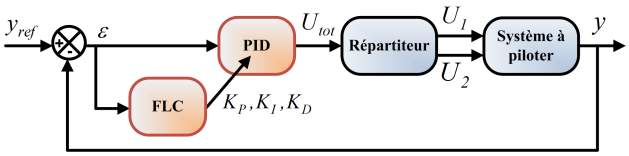


Figure 2.13 – Régulation d'un processus MISO par un PID-flou

2.2.3.2.3 Structure parallèle : commutation entre contrôleurs flou et PID

Les contrôleurs PID et Flous peuvent être également associés selon une structure dite parallèle (figure 2.14)). Ainsi, selon la dynamique du procédé considéré, c'est le régulateur PID ou le régulateur flou qui est sélectionné [106]. Le bon fonctionnement de cette structure repose sur la qualité de l'information échangée entre les deux contrôleurs afin de respecter les limitations du processus contrôlé. Généralement, la stratégie de commutation est basée sur l'état d'une variable logique additionnelle (dépendante de l'erreur du procédé et du signe de la dérivée de l'erreur), appelée *variable de commutation*. Par exemple, si celle-ci prend la valeur 0, le contrôleur PID est activé, alors qu'une valeur égale à 1 active le régulateur flou. Bien qu'une structure de ce type puisse être utilisée pour la gestion d'un bâtiment multi-énergie (avec un contrôleur pour chaque source d'énergie, l'absence d'échange d'informations entre ces deux contrôleurs entraine une difficulté à assurer à la fois un bon suivi de consigne et une réduction de la consommation énergétique. En effet, la mise en marche simultané de deux régulateurs gérant deux sources d'énergie différentes peut conduire à des dépassement, par exemple sur une température régulée et à une consommation excessive d'énergie, notamment si on cherche à réduire l'utilisation d'une des deux sources d'énergie.

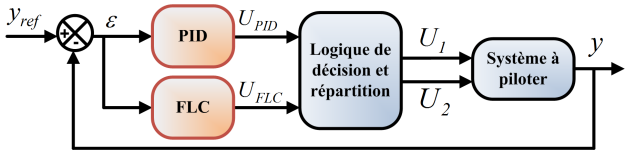


Figure 2.14 – Régulation d'un processus MISO par un PID-flou en parallèle

2.2.3.2.4 Supervision de contrôleurs PID par le flou

Une autre approche peut être utilisée, basée sur une structure hiérarchique, les sorties du contrôleur PID pouvant être modifiées par un contrôleur flou (figure 2.15) dont l'objectif est d'améliorer en ligne la réponse dynamique du procédé régulé. Ce type de structure est connu sous le nom de *supervision floue d'un contrôleur PID* [106]. La raison principale qui pousse à utiliser cette structure avec supervision est que le contrôleur PID est un contrôleur très largement utilisé dans le milieu industriel, notamment dans les systèmes de contrôle des moyens de chauffage. Cependant, le réglage d'un contrôleur PID par des méthodes classiques peut conduire à des modes de fonctionnement non désirés tels que des dépassements. En outre, le PID est surtout robuste dans des environnements faiblement perturbés et tend à être sous-optimal dans le cas où les paramètres de la boucle de régulation varient, lorsque le point de fonctionnement change ou si le système contrôlé présente des non-linéarités.

C'est pourquoi l'ajout d'un module flou de supervision peut aider le PID à optimiser son fonctionnement lorsqu'il est soumis à des conditions défavorables de régulation [149]. L'avantage de ce type de structure est

qu'elle demande peu de connaissances sur le système régulé (c'est le PID qui a été réglé pour ça) et qu'il est assez simple de greffer le module flou au régulateur PID. La boucle de régulation initiale est donc très peu modifiée, pour une amélioration sensible des performances dynamiques et de la robustesse. Les entrées du module flou peuvent être l'erreur et la dérivée de l'erreur du processus [89, 197] ou bien des variables décrivant la performance actuelle de la boucle de régulation [149, 89, 197, 124].

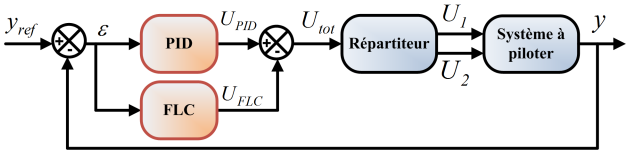


Figure 2.15 – Régulation d'un processus MISO par un PID-flou en supervision

Bien qu'un contrôle PID supervisé puisse être utile pour améliorer les performances de la boucle de régulation, ce type d'approches n'est pas forcément le meilleur choix pour la gestion de plusieurs sources d'énergies dans le bâtiment. En effet, l'utilisation d'un module flou pour seulement corriger le fonctionnement du PID est parfois trop restrictif. En effet, dans certains cas on peut souhaiter d'utiliser toute la souplesse du contrôleur flou pour concevoir un régulateur pour répondre à une problématique complexe, ce qui n'est pas toujours aisé lorsqu'il faut s'appuyer sur la base d'un régulateur PID.

2.2.3.2.5 Structure proposée pour la gestion multi-source d'un bâtiment

La structure combinant PID et module flou que nous proposons associe les deux approches précédentes, c'est-à-dire la structure parallèle et la supervision du contrôleur PID par un module flou. Ce type de contrôleur, dit *hybride PID-flou*, possède les avantages des deux structures mentionnées précédemment.

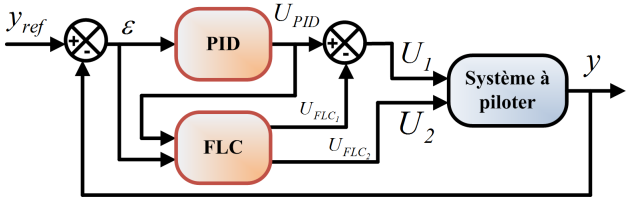


Figure 2.16 – Régulation d'un processus MISO par un PID-flou hybride

Ici, le PID a le contrôle général de la source d'énergie principale U_{EnR} alors que le contrôleur flou est scindé en deux modules, le premier (de type *PI-flou*) pour gérer la source d'énergie secondaire U_{EnF} et le second (le contrôleur flou EnR de type PD-flou) qui supervise le PID.

Le mode de fonctionnement est identique, le radiateur EnR est utilisé prioritairement alors que le radiateur EnF n'est allumé que lorsque la puissance de chauffe demandée nécessite l'utilisation de la source d'appoint. La structure proposée (figure 2.17) permet de prendre en compte les spécificités de chauffe de ce bâtiment grâce au développement de règles floues appropriées [18].

Le PID calcule la puissance à appliquer sur le radiateur à EnR $\left(U_{EnR}^{PID}\right)$. Cette valeur est alors corrigée, si besoin est, par le contrôleur flou EnR $\left(U_{EnR}^{FLC}\right)$ qui supervise donc le PID $\left(U_{EnR} = U_{EnR}^{PID} + U_{EnR}^{FLC}\right)$. Dans le cas où la puissance de chauffe appliquée au radiateur EnR est maximale $(U_{EnR} = U_{EnR-max})$, le module flou EnF calcule la puissance $U_{EnF} = U_{EnF}^{FLC}$ que doit fournir le radiateur à énergie fossile (structure flou/PID parallèle).

Les modules flous calculent les variables u_{EnR}^{FLC} et u_{EnF}^{FLC} dont les valeurs sont normalisées telles que $u_{EnR}^{FLC} \in [-1;+1]$ et $u_{EnF}^{FLC} \in [0;+1]$. Des facteurs de dénormalisation K_{EnR} et K_{EnF} sont utilisés pour

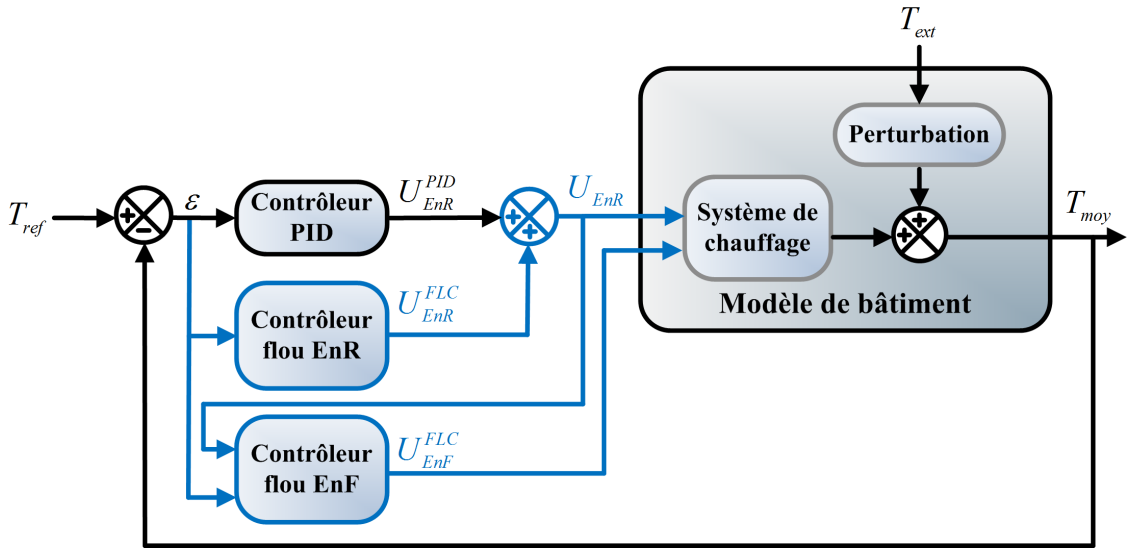


Figure 2.17 – Schéma de contrôle PID-flou

déterminer la puissance de chauffe réelle correspondante.

Développer un contrôleur flou nécessite de définir les *univers de discours* de chaque variable en utilisant des ensembles flous et des fonctions d'appartenance puis en déterminant une base de règles adaptée afin de lier les entrées aux sorties. L'objectif est toujours de maximiser le critère de performance de la régulation générale. Pour une configuration floue donnée (univers de discours, ensembles flous, fonctions d'appartenance et base de règles), on cherche à optimiser, conjointement aux gains du PID, les valeurs des gains de dénormalisation (K_{EnR} et K_{EnF}) maximisant le critère I_P (2.22).

$$\max_{K_P,K_I,K_D,K_{EnR},K_{EnF}} (I_P = I_C - \%_{EnF}) \tag{2.22}$$

2.2.4 Contrôle PID-MPC

Parmi les outils de l'automatique classique (hors intelligence artificielle), plusieurs type de contrôleurs peuvent être retenus pour optimiser la gestion du système de chauffage dans les bâtiments. Le contrôle adaptatif permet de répondre à la problématique de la complexité et de la variabilité du comportement thermique des bâtiments [142]. En effet, les paramètres de la structure du contrôleur évoluent en fonction des conditions (perturbations, ouvertures des parois vitrées, mise en marche de la ventilation) pour assurer une meilleure gestion de l'énergie. La recherche d'un contrôleur optimal [112, 205] permettant d'éviter les surchauffes et d'assurer un suivi de consigne optimal constitue également un moyen d'action efficace pour économiser de l'énergie dans le bâtiment. Avec des outils de prédiction du comportement thermique des bâtiments et dans l'optique d'optimiser la consommation énergétique, tout en assurant un bon confort intérieur, la commande prédictive appliquée à la gestion énergétique des bâtiments tend à se développer [146, 128, 91, 32]. C'est pourquoi nous l'avons choisie pour cette étude.

2.2.4.1 Présentation et historique de la commande prédictive

La commande prédictive dite MPC (Model Predictive Control) est née à la fin des années 1970 et trouve son origine dans la continuité de la commande adaptative telle que l'EPSAC (Extended Prediction Self-Adaptive Control) [45] ou le GPC (Generalized Predictive Control) [33]. Les premiers outils développés sont le MPHC (Model Predictive Heuristic Control) [173] et le DMC (Dynamic Matrix Control) [43, 169].

Dans les années 1990, des travaux permettent de démontrer les propriétés de stabilité et de robustesse [135] de la commande prédictive. Tout d'abord dévolu aux systèmes lents et avec une complexité limitée, ce contrôleur a aujourd'hui gagné en maturité et s'est répandu d'autant plus rapidement que de nouveaux outils ont été développés pour étendre son utilisation aux systèmes non-linéaires [101], aux systèmes hybrides [115], aux systèmes plus rapides [157], notamment par le développement de la commande prédictive explicite [148].

Actuellement, la commande prédictive est largement utilisée dans le domaine industriel, quel que soit le type d'applications [172] et de nombreux logiciels ont été développés en ce sens (Matlab® MPC Toolbox, IDCOM-HIECON, eMPC, ControlMV, ADMC, Pavilion8, Connoisseur...).

Le principe de la commande prédictive est de créer un effet anticipatif au niveau des variables de commande et de sortie du processus à piloter en utilisant la connaissance de l'évolution future de la consigne. Cet effet est le résultat de l'optimisation d'un critère de coût contraint. Les avantages de la commande prédictive sont que le calcul optimisé des variables de commande prend directement en compte les contraintes imposées à la régulation et que les variations des variables manipulées sont réduites. Le profil de commande est donc plus doux. Enfin, le système peut prendre en compte les variations futures de la consigne et des perturbations, si celles-ci sont mesurées. Ce type de commande est donc particulièrement adapté aux systèmes dont la consigne future est connue à l'avance, comme tel est le cas pour la régulation de température dans les bâtiments.

2.2.4.2 Concepts de fonctionnement de la commande MPC

La commande prédictive s'appuie sur la connaissance d'un modèle de prédiction approximant le comportement du processus à piloter. Ce modèle, *interne*, est utilisé pour prédire le comportement futur du système. Le contrôleur numérique (système échantillonné) va alors déterminer une séquence de commandes futures à appliquer au système en boucle ouverte pour minimiser une fonction de coût sur une fenêtre temporelle finie, dit *horizon de prédiction* (H_P). Seule la première valeur de cette séquence de commande est appliquée au système réel. La procédure d'optimisation est alors réitérée à l'instant d'échantillonnage suivant, selon la stratégie de l'*horizon fuyant*. Le modèle est remis à jour en fonction de l'état réel du système avant chaque nouvelle optimisation. Ainsi, on obtient un contrôleur dont la structure de commande est en boucle fermée [74].

Notons que, parfois, la séquence de commande calculée ne doit pas varier sur l'ensemble de la durée de prédiction mais sur une durée plus courte appelée *horizon de commande* (H_C) tel que $H_C \leq H_P$. Passé cet horizon, les variables de commande ne sont pas modifiées.

La commande prédictive étant fortement dépendante de la précision du modèle du processus à piloter, une imprécision due à la modélisation peut facilement entrainer une erreur statique. Pour atténuer cet effet, la séquence de commande calculée lors de la phase d'optimisation ne correspond généralement pas aux séquences des variables de commande mais aux séquences de leurs incréments. Ainsi, on introduit un effet intégrateur dans la commande ce qui permet de rejeter une part importante de l'imprécision du modèle et de la méconnaissance d'une partie des prédictions des perturbations qui influent sur le système.

Le développement d'un contrôleur MPC nécessite donc de définir les éléments suivants :

- l'horizon de prédiction H_P correspondant à p périodes d'échantillonnage ;
- l'horizon de commande H_c correspondant à c périodes d'échantillonnage ;
- les contraintes aux niveaux des sorties du modèle y, de l'amplitude de la commande u et de la variation de la commande Δu ;
- les contraintes terminales (s'il y en a) ;
- une fonction de coût (dite *fonction objectif*) à minimiser prenant en compte les objectifs portant sur les sorties du modèle, les entrées de commande et les variations des entrées de commande ;
- un coût terminal (s'il existe) ;
- un optimiseur efficace pour résoudre le problème d'optimisation sus-mentionné [134].

Les différentes étapes ainsi que les éléments nécessaires sont regroupés au sein de la figure 2.18 qui permet de synthétiser le fonctionnement de la commande prédictive.

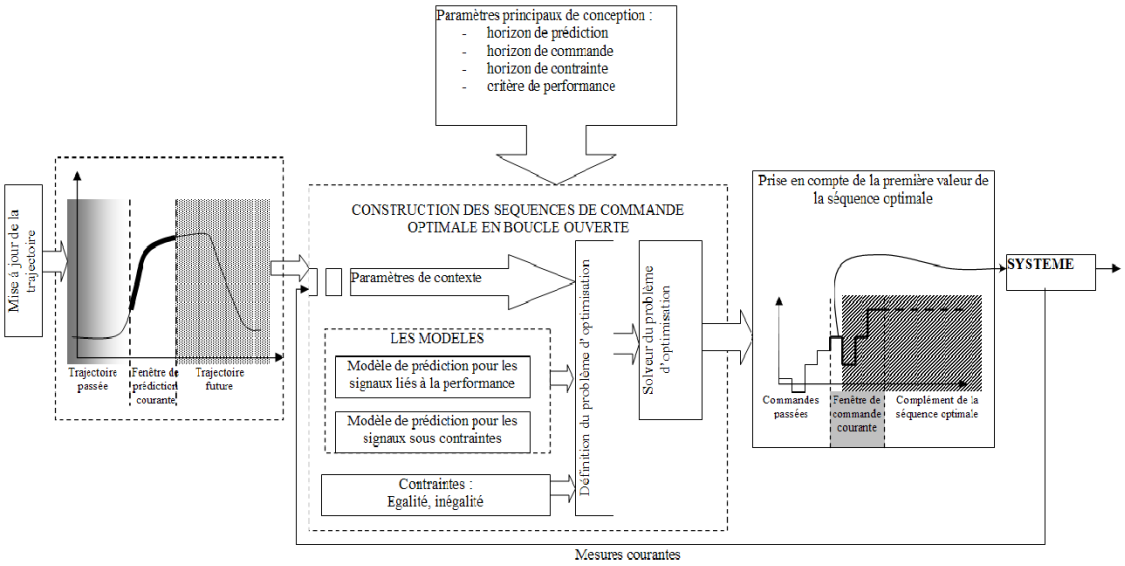


Figure 2.18 – Structure générale d'un contrôleur prédictif de type MPC [147]

Comme cela a été décrit précédemment, l'utilisation d'un contrôleur prédictif s'accompagne de la résolution d'un problème d'optimisation contraint. Celui-ci, sous sa forme générale, peut se formaliser par l'expression (2.23) qui représente la fonction de coût et par l'expression (2.24) qui regroupe les contraintes à respecter.

$$\min_{\Delta u(k/k),\ldots,\Delta u(k+c-1/k),\varepsilon} \sum_{i=0}^{p-1} \left(\begin{array}{ll} & \sum_{j=1}^{n_y} \left| \omega_{i+1,j}^{y} \left(y_{j,ref}(k+i+1) - y_j(k+i+1/k) \right) \right|^2 \\ + & \sum_{j=1}^{n_u} \left| \omega_{i,j}^{u} \left(u_{j,ref}(k+i) - u_j(k+i/k) \right) \right|^2 \\ + & \sum_{j=1}^{n_u} \left| \omega_{i,j}^{\Delta u} \left(\Delta u_j(k+i/k) \right) \right|^2 + \rho_\varepsilon \cdot \varepsilon^2 \end{array} \right) \tag{2.23}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Modèle du processus à piloter} \\ i = 0, \ldots, p-1 \\ \begin{array}{rcccl} u_{j,min}(i) - \varepsilon \cdot V_{j,min}^{u}(i) & \leq & u_j(k+i/k) & \leq & u_{j,max}(i) + \varepsilon \cdot V_{j,max}^{u}(i) \\ \Delta u_{j,min}(i) - \varepsilon \cdot V_{j,min}^{\Delta u}(i) & \leq & \Delta u_j(k+i/k) & \leq & \Delta u_{j,max}(i) + \varepsilon \cdot V_{j,max}^{\Delta u}(i) \\ y_{j,min}(i) - \varepsilon \cdot V_{j,min}^{y}(i) & \leq & y_j(k+i+1/k) & \leq & y_{j,max}(i) + \varepsilon \cdot V_{j,max}^{y}(i) \\ \Delta u(k+h/k) = 0 & & \forall\ h \in [\![c; p-1]\!] & & \\ \varepsilon \geq 0 & & & & \end{array} \end{array} \right. \tag{2.24}$$

- On note $v(k+j/k)$ la valeur de la variable v à l'instant $k+j$, prédite à partir de l'instant présent k.
- Pour fonctionner correctement et utiliser au mieux sa capacité d'anticipation, le contrôleur MPC doit être associé à un module qui lui fournit les prévisions sur l'horizon de prédiction des consignes et des perturbations qui influent sur le système piloté.
- n^y et n^u correspondent respectivement au nombre de variables de sortie y et au nombre de variables de commande u.
- $\Delta u(k)$ représente l'incrément de commande u tel que $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$.
- L'indice ref permet d'identifier le signal de référence (cible ou consigne) des variables de sortie ou de commande.
- L'indice j dénote la $j^{\text{ème}}$ composante du vecteur considéré.

- $\omega_{i,j}^{y}$, $\omega_{i,j}^{u}$ et $\omega_{i,j}^{\Delta u}$ sont les coefficients de pondération (définis positifs) pour chacune des variables correspondantes permettant de donner plus ou moins d'importance à certaines des variables du critère de coût. Une faible valeur pour un de ces coefficients indique que l'importance de la variable qui lui est associée sera également faible.
- Les indices *min* et *max* désignent respectivement la borne minimale et la borne maximale de la variable considérée.
- Les contraintes peuvent être relaxées, si besoin, par l'intermédiaire du paramètre de relaxation ε défini comme positif. Le paramètre ρ_ε, associé au paramètre de relaxation, pénalise la violation des contraintes dans la fonction de coût. Une valeur importante pour ρ_ε implique donc une faible violation des contraintes. Les vecteurs $V_{j,min}^{y}$, $V_{j,max}^{y}$, $V_{j,min}^{u}$, $V_{j,max}^{u}$, $V_{j,min}^{\Delta u}$ et $V_{j,max}^{\Delta u}$, définis positifs, permettent alors de spécifier le facteur de relaxation des contraintes pour les sorties, les entrées de commande et les incréments de commande. Une valeur nulle indique que la contrainte est dure (pas de violation de contrainte autorisée) alors qu'une valeur égale à un désigne une contrainte où le facteur de relaxation pourra intervenir (contrainte molle).

2.2.4.3 Structure du contrôleur PID-MPC

2.2.4.3.1 Configuration générale

La structure de contrôle incluant un correcteur MPC, retenue pour améliorer la structure comprenant seulement un contrôleur PID, est décrite par la figure 2.19. Cette structure a été choisie car elle s'appuie sur la structure initiale (PID seul) et s'adapte assez facilement. L'idée est d'ajouter au système existant un module de commande avancée supplémentaire qui dénature le moins possible ce système. Le régulateur PID continue de gérer la puissance à fournir par la source principale EnR mais ne gère plus la ressource fossile, tâche qui est maintenant dévolue au contrôleur MPC. De plus, le correcteur MPC exerce une action de supervision puisqu'il permet d'ajuster la puissance EnR déterminée par le contrôleur PID. De même qu'avec le contrôleur PID-flou on est ici, avec le contrôle PID-MPC, face à une approche mixte combinant à la fois une structuration parallèle (PID sur l'EnR et MPC sur l'EnF) et une structure de supervision du PID par le MPC. Le modèle interne du contrôleur MPC prend en compte le modèle du processus et la correction PID. Les avantages de cette approche mixte sont de même nature que ceux présentés dans la partie traitant du contrôleur mixte PID-flou.

L'horizon de prédiction a été défini à 10 minutes et l'horizon de contrôle à 5 minutes afin de satisfaire un bon compromis entre le temps de calcul de la commande et la précision de la régulation obtenue. Ainsi, avec une période d'échantillonnage de 1 minute, on a $p \in [\![0, 10]\!]$, et $c \in [\![1, 5]\!]$.

2.2.4.3.2 Modèle interne du MPC

Le contrôleur MPC s'appuie sur un modèle interne de la boucle principale de régulation (processus contrôlé par le régulateur PID). Dans notre cas, ce modèle, non-linéaire, a été linéarisé. Cette linéarisation affecte le modèle de la maquette ainsi que le PID pour lequel les contraintes sur les entrées de commande ont été retirées.

Point d'équilibre d'un système

Le processus de linéarisation d'un système non-linéaire nécessite de définir ce qu'est le point d'équilibre d'un système d'équations algébro-différentielles non-linéaires dont la forme est telle que décrite par le système Γ (2.25), avec $i = 1, \ldots, n$, avec le vecteur d'état $x \in X \subset \mathbb{R}^n$, le vecteur de commande $u \in U \subset \mathbb{R}^m$ et le vecteur de sortie $y \in Y \subset \mathbb{R}^s$. Les fonctions f, g et h, analytiques et dérivables sont telles que $f, g : X \to \mathbb{R}^n$ et $h : X \to Y$. Ce système peut comporter des singularités et est affine en la commande. S'il ne l'est pas, une simple transformation $\dot{u}_i = v_i$ permet de lui rendre cette propriété, avec v_i les composantes du nouveau

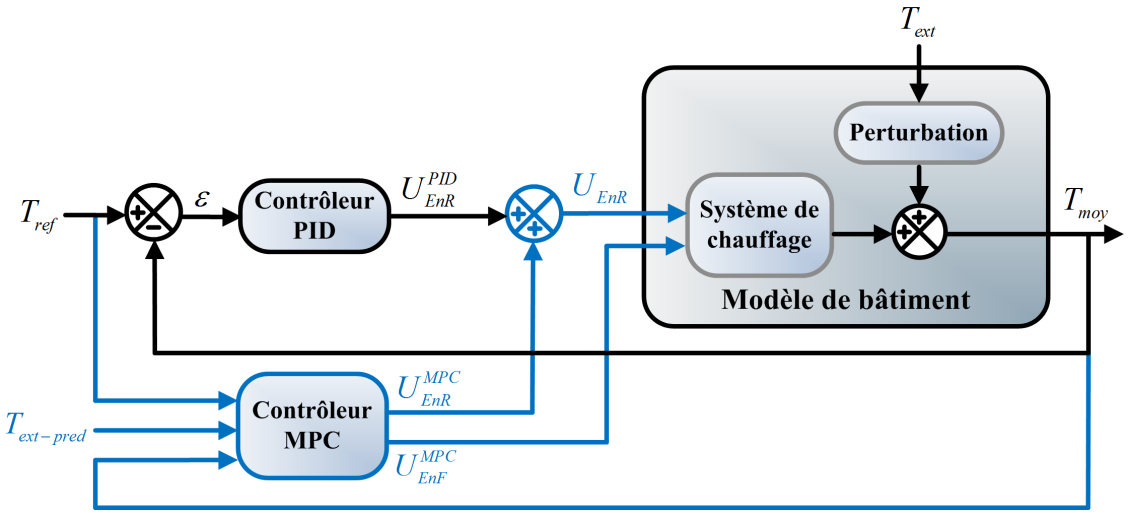


Figure 2.19 – Schéma de contrôle PID-MPC

vecteur de commande.

$$(\Gamma)\begin{cases} \dot{x} = F(x,u) = f(x) + \sum_{i=1}^{m}(g_i(x)\cdot u_i) \\ y_i = h_i(x) \end{cases} \tag{2.25}$$

Le point x_e est alors dit point d'équilibre du système Γ si et seulement si il existe un vecteur $u_e \in U$ tel que l'équation (2.26) soit vérifiée. Pour une certaine valeur de u_e on peut alors caractériser l'ensemble des points d'équilibre du système Γ. Il est à noter que tout point d'équilibre peut être ramené à l'origine par un simple changement de variables $x \leftarrow x - x_e$ et $u \leftarrow u - u_e$.

$$f(x_e) + \sum_{i=1}^{m}(g_i(x_e)\cdot u_e i) = 0 \tag{2.26}$$

Linéarisation d'un système non-linéaire

Considérons le système non-linéaire $\dot{x} = f(x)$ où $f : \mathbb{R}^n \supset X \to \mathbb{R}^n$ est localement Lipschitzienne (continûment différentiable). On suppose, sans perte de généralité (voir paragraphe précédent), que l'origine $x = 0$ est un point d'équilibre qui est à l'intérieur de X (c'est-à-dire que $f(0) = 0$). Le but est donc d'approcher le système non-linéaire Γ par un système linéaire du type $\dot{x} = A \cdot x$.

Puisque $f(x)$ est localement Lipschitz on peut lui appliquer le théorème des accroissements finis. Celui-ci stipule que pour toute fonction continue et dérivable d'une variable réelle, son accroissement entre deux valeurs est défini par la pente d'une de ses tangentes. Pour toute fonction à variable réelle $f : [a,b] \to \mathbb{R}$ (avec a et b 2 réels tels que $a < b$), supposée continue sur l'intervalle fermé $[a,b]$ et dérivable sur l'intervalle ouvert $]a,b[$, le théorème des accroissements finis annonce l'existence d'un réel c, strictement compris entre a et b, vérifiant la propriété (2.27).

$$f'(c) = \frac{f(b) - f(a)}{b - a} \tag{2.27}$$

Ainsi, pour z, un point sur le *segment de droite* reliant x à l'origine, on a l'égalité (2.28).

$$f(x) = f(0) + \left[\left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=z}\right]\cdot x \tag{2.28}$$

Par construction $f(0) = 0$, on peut donc simplifier et décomposer cette expression (2.29).

$$f(x) = \left[\left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=z}\right]\cdot x = \left[\left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=0}\right]\cdot x + \left[\left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=z} - \left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=0}\right]\cdot x \tag{2.29}$$

On obtient bien une relation de la forme $f(x) = A \cdot x + g(x)$. Cette fonction g satisfait la propriété (2.30)

$$\|g(x)\| = \left\| \left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=z} - \left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{x=0} \right\| \cdot \|x\| \tag{2.30}$$

Par hypothèse, $f(x)$ est Lipschitz, donc par continuité de $[\partial f/\partial x]$ on en déduit (2.31)

$$\left\| \frac{g(x)}{x} \right\| \to 0 \quad \text{quand } \|x\| \to 0 \tag{2.31}$$

On a donc défini un système linéarisé tangent autour du point d'équilibre $x = 0$ tel que $\dot{x} = A \cdot x$ avec $A = \dfrac{\partial f}{\partial x}(0)$. Ce système linéarisé n'est *a priori* valable que localement autour du point d'équilibre. Ce voisinage est d'autant plus restreint que $\left\| \left.\dfrac{\partial^2 f}{\partial x^2}\right|_{x=0} \right\|$ est grand.

Il est possible de déterminer le système linéarisé tangent en la commande autour du point d'équilibre (x_e, u_e) en réécrivant le système Γ linéarisé sous la forme (2.32) tel que $\tilde{x} = x - x_e$, $\tilde{u} = u - u_e$ et $\tilde{y} = y - y_e$.

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = A \cdot \tilde{x} + B\tilde{u} \\ \tilde{y} = C \cdot \tilde{x} \end{cases} \tag{2.32}$$

Les matrices du système sont alors définies par $A = \left.\dfrac{\partial F}{\partial x}\right|_{\substack{x = x_e \\ u = u_e}}$, $B = \left.\dfrac{\partial F}{\partial u}\right|_{\substack{x = x_e \\ u = u_e}}$ et $C = \left[\dfrac{\partial h_1}{\partial x} \cdots \dfrac{\partial h_s}{\partial x}\right]^T_{x=x_e}$.

Application de la linéarisation pour le modèle de bâtiment

Il est possible de déterminer un modèle linéarisé tangent au modèle de la maquette de bâtiment autour d'un point d'équilibre (u_e, x_e). Pour chaque équation j modélisant la température intérieure, on peut calculer les coefficients (matrices A_j et B_j) du modèle linéarisé tangent (2.33) et (2.34) permettant de mettre le système sous la forme générale (2.35).

$$A_j = \left.\frac{\partial F}{\partial x}\right|_{\substack{x = x_e \\ u = u_e}} = \alpha_j|_{\substack{x = x_e \\ u = u_e}} = \alpha_j \tag{2.33}$$

$$B_j \ : \ \begin{cases} \begin{bmatrix} B_{1,j} & B_{2,j} & B_{ext,j} \end{bmatrix} = \left.\dfrac{\partial F}{\partial u}\right|_{\substack{x = x_e \\ u = u_e}} = \left[\beta_j \cdot \chi_j \cdot u_1^{\chi_j - 1} \quad \delta_j \cdot \eta_j \cdot u_2^{\eta_j - 1} \quad \gamma_j\right]_{\substack{x = x_e \\ u = u_e}} \\ \Leftrightarrow \quad \begin{bmatrix} B_{1,j} & B_{2,j} & B_{ext,j} \end{bmatrix} = \left[\beta_j \cdot \chi_j \cdot u_{1,e}^{\chi_j - 1} \quad \delta_j \cdot \eta_j \cdot u_{2,e}^{\eta_j - 1} \quad \gamma_j\right] \end{cases} \tag{2.34}$$

$$T_j(k+1) = A_j \cdot T_j(k) + \begin{bmatrix} B_{1,j} & B_{2,j} & B_{ext,j} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \\ T_{ext}(k) \end{bmatrix} \tag{2.35}$$

2.2.4.3.3 Formulation du problème d'optimisation

La première étape pour décrire le contrôleur MPC proposé pour la gestion optimale du système de chauffage consiste à définir sa fonction coût et l'ensemble des contraintes associées. Afin de répondre aux objectifs fixés qui sont d'assurer un bon confort thermique (suivi de consigne) tout en minimisant la consommation d'énergie fossile, le critère à minimiser est défini par la minimisation de l'écart entre la température de consigne T_{ref} et la température moyenne mesurée T_{moy} ainsi que la minimisation de la puissance appliquée à l'EnF U_{EnF}^{MPC}. La cible est donc une valeur nulle telle que $U_{EnF-ref}^{MPC} = 0$.

Lors de la présentation de la commande MPC nous avons introduit le fait que chaque terme à minimiser devait être pondéré par un paramètre ω. Ici il n'y a que deux termes et nous avons choisi de fixer celui du suivi

de consigne à une valeur unitaire constante $\left(\omega_{i,1}^{y} = 1 \ \forall i \in [\![0; p-1]\!]\right)$ et de jouer sur la pondération de l'énergie fossile consommée. Ce terme est défini comme étant invariant dans le temps $\left(\omega_{i,2}^{u} = \omega_{2}^{u} \ \forall i \in [\![0; p-1]\!]\right)$. En augmentant la valeur de ω_2^u on pénalise la consommation d'énergie fossile U_{EnF}^{MPC} alors qu'en le diminuant on favorise un meilleur suivi de consigne $|T_{ref} - T_{moy}|$. L'absence de terme pour la consommation d'énergie renouvelable $\left(U_{EnR}^{MPC}\right)$ indique que cette énergie peut être utilisée à volonté. Ceci revient à dire que $\omega_1^u = 0$. Il n'y a pas non plus d'impact sur le coût pour la variation des entrées de commande $\left(\Delta U_{EnR}^{MPC} \text{ et } \Delta U_{EnF}^{MPC}\right)$. On a donc $\omega_1^{\Delta u} = \omega_2^{\Delta u} = 0$.

Les contraintes concernent ici uniquement la saturation de la puissance de chauffe. Nous n'introduisons pas de limitation de la variation de puissance. Cette puissance peut varier aussi rapidement que nécessaire. Dans l'idée d'une généralisation de ce type de contrôleur et en ayant recours à tel ou tel type de radiateurs, une telle contrainte peut être ajoutée pour tenir compte de la spécificité de l'organe de chauffe.

Concernant la violation des contraintes, nous avons choisi de ne pas les autoriser et donc de définir des contraintes dures. Cela entraîne que les vecteurs $V_{j,min}^{y}$, $V_{j,max}^{y}$, $V_{j,min}^{u}$, $V_{j,max}^{u}$, $V_{j,min}^{\Delta u}$ et $V_{j,max}^{\Delta u}$ sont tous nuls. La valeur du paramètre ρ_ε, *a priori* non nul et borné, n'a pas d'influence sur le critère puisqu'en l'absence de violation des contraintes, la minimisation de la fonction objectif converge naturellement vers $\varepsilon = 0$, son influence sur les contraintes ou les performances de la régulation étant inexistante.

La fonction objectif et l'ensemble des contraintes sont détaillées respectivement par les équations (2.36) et (2.37).

$$\min_{\substack{\Delta U_{EnR}^{MPC}(k/k), \ldots, \Delta U_{EnR}^{MPC}(k+c-1/k) \\ \Delta U_{EnF}^{MPC}(k/k), \ldots, \Delta U_{EnF}^{MPC}(k+c-1/k)}} \left(\sum_{i=0}^{p-1} \left(\left| T_{ref}(k+i+1) - T_{moy}(k+i+1/k) \right|^2 + \left| \omega \cdot U_{EnF}^{MPC}(k+i/k) \right|^2 \right) \right) \tag{2.36}$$

$$\text{avec} \begin{cases} \text{Modèle du bâtiment (2.1) avec régulation PID (2.6) sur l'EnR seulement} \\ 0 \leq U_{EnR}(k+i/k) \leq U_{EnR-max} \\ 0 \leq U_{EnF}(k+i/k) \leq U_{EnF-max} \\ \Delta U_{EnR}^{MPC}(k+h) = 0 \ \forall h \in [\![c, \ldots, p-1]\!] \\ \Delta U_{EnF}^{MPC}(k+h) = 0 \ \forall h \in [\![c, \ldots, p-1]\!] \end{cases} \tag{2.37}$$

On suppose que l'évolution de la consigne de température intérieure T_{ref} à chaque nouvelle optimisation est connue à l'avance sur l'horizon de prédiction et peut donc être fournie au régulateur pour faciliter le calcul des incréments de commande. De même, le contrôleur nécessite la prédiction de la température extérieure T_{ext} qui influe en temps que perturbation (entrée non-contrôlée) sur le modèle du prototype de bâtiment. En l'absence du développement effectif d'un module de prédiction pour cette température extérieure, nous avons simulé les résultats que fournirait un tel outil. Pour les phases de simulation, nous nous sommes basés sur la valeur effective de cette température extérieure, à laquelle nous avons ajouté un bruit blanc ainsi qu'un biais variable au cours du temps. Le résultat donne une température extérieure prédite qui varie de la même façon que la variable réelle mais avec une précision plus ou moins bonne au fil de la journée, ce qui représente assez bien le fonctionnement d'un outil de prédiction.

Les principaux paramètres de réglage pour ce type de contrôleur sont les coefficients de pondération qui permettent de définir le compromis entre le suivi de consigne des variables contrôlées et la sollicitation des variables de commande. Dans notre cas, ce réglage se réduit au choix de la valeur de ω_2^u. Afin d'être cohérents avec la stratégie de contrôle développée et utilisée avec le régulateur PID seul ou la structure mixte PID-flou, on cherche ici aussi à optimiser le critère de performance I_P caractérisant le fonctionnement général de la régulation, compromis entre le critère de suivi de consigne I_C et la part de consommation fossile $\%_{EnF}$. Pour cela, le paramètre de recherche (à optimiser) sera le paramètre de réglage ω_2^u qui maximise I_P (2.38).

$$\max_{\omega_2^u} (I_P = I_C - \%_{EnF}) \tag{2.38}$$

2.3 Analyse des résultats

2.3.1 Résultats du contrôle PID-flou

2.3.1.1 Univers de discours

La structure du contrôleur PID-flou proposée est composé de deux modules flous. Le premier module, supervisant le PID, utilise l'erreur (ϵ) du suivi de consigne de la température moyenne intérieure et calcule la puissance U_{EnR}^{FLC} à ajouter à celle calculée par le PID. Le second module utilise la même variable d'entrée ainsi que la puissance EnR totale U_{EnR} pour déterminer la puissance U_{EnF}^{FLC}.

Les premières étapes du développement d'un contrôleur flou consistent à définir les univers de discours des variables d'entrée et de sortie, leurs fonctions d'appartenances (ensembles flous) puis la base de règles floues. Au vu du comportement du système, on peut considérer que la température moyenne intérieure varie entre 0 °C et 30 °C. L'utilisation de la documentation officielle de la réglementation thermique (RT 2005) permet de limiter l'évolution de la consigne de température intérieure entre 7 °C et 22 °C. Ainsi, l'intervalle de variation de l'erreur de suivi de consigne (ϵ) est définie de −24 °C à 24 °C, d'où $\epsilon \in [-24, 24]$. La puissance U_{EnR} étant limité à 80 W, l'univers de discours de cette variable en entrée du régulateur flou est $U_{EnR} \in [0, 80]$. Les variables de sortie U_{EnR}^{FLC} et U_{EnF}^{FLC} sont normalisées telles que : $U_{EnR}^{FLC} \in [-1, +1]$ et $U_{EnF}^{FLC} \in [0, +1]$.

2.3.1.2 Impact de la fuzzification sur les critères de performance

Le développement du contrôleur flou s'est fait par le biais de l'optimisation des critères de performance. Différentes configurations ont été testées et comparées afin de sélectionner celles qui présentent les meilleures performances. Le tableau 2.5 présente les configurations les plus remarquables pour la stratégie de chauffe retenue. Les neuf configurations qui sont présentées (A à I) possèdent un nombre d'ensembles flous différent, une base de règles différente et des coefficients de dénormalisation différents. Pour chacune des configurations sont précisés les consommations d'énergie et les trois critères de performance. Les fonctions d'appartenance des ensembles flous sont, quelle que soit la configuration, des trapèzes et des triangles.

Au vu des résultats, la modification du nombre d'ensembles flous et l'écriture des règles conduit à obtenir un coefficient de performance I_P optimal avec la configuration E, qui comporte plus d'ensembles flous que les précédentes (A à D). La configuration B présente l'intérêt de minimiser le critère de consommation d'énergie fossile $\%_{EnF}$. La configuration C présente de bonnes performances, proches de la configuration E mais avec moins de règles floues. Les configurations suivantes possèdent autant d'ensembles, mais les formes des fonctions d'appartenance ont été modifiées (élargissement des bases triangulaires). D'un point de vue global, il ressort qu'il est nécessaire d'avoir un nombre suffisant d'ensembles flous pour l'univers de discours d'ϵ pour obtenir un bon suivi de consigne I_C. De la même façon, il est important d'avoir un nombre assez important d'ensembles flous pour l'univers de discours de la puissance U_{EnF}^{FLC} pour limiter la consommation d'énergie fossile et réduire le critère associé $\%_{EnF}$.

2.3.1.3 Performance optimale (configuration E)

En prenant comme référence le contrôleur PID seul (tableau 2.5, ligne 1), le régulateur hybride proposé avec la configuration E permet de réduire le pourcentage d'énergie fossile consommée de 11,7 %, en passant de 6,50 % à 5,74 % et d'augmenter l'indice de confort et le critère de performance, respectivement de 0,5 % (72,03 % à 72,38 %) et de 1,7 % (65,53 % à 66,64 %). Il s'agit des meilleurs résultats obtenus pour les configurations A à I. D'un point de vue énergétique, la consommation d'énergie fossile est réduite de 9,7 %, (de 521,02 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$ à 470,66 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$). Cependant, la consommation d'énergie renouvelable est légèrement augmentée de 3,2 % passant de 7494,29 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$ à 7731,35 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$. Cela signifie que de l'énergie renouvelable est utilisée à la place de l'énergie fossile. Les figures 2.20, 2.21, 2.22 et 2.23 présentent respectivement le découpage des univers

Type	Module FLC_{EnR}			Module FLC_{EnF}				EnR [W·h·m^{-2}]	EnF [W·h·m^{-2}]	$\%_{EnF}$ [%]	I_C [%]	I_P [%]
	ϵ	U_{EnR}^{FLC}	Règles	ϵ	U_{EnR}	U_{EnF}^{FLC}	Règles					
PID	-	-	-	-	-	-	-	7494,29	521,02	6,50	72,03	65,53
A	3	3	3	3	2	3	6	7236,19	473,99	6,15	59,69	53,54
B	5	5	5	5	2	5	10	7779,79	338,76	4,17	62,07	57,90
C	5	5	5	5	2	5	10	7504,92	480,95	6,02	72,14	66,12
D	5	5	5	5	2	3	10	7700,20	619,18	7,44	70,78	63,33
E	7	5	7	7	2	5	14	7731,35	470,66	5,74	72,38	66,64
F	7	5	7	7	2	5	14	7470,84	625,22	7,72	71,05	63,32
G	7	5	7	7	2	5	14	7426,40	654,02	8,09	71,08	62,98
H	7	5	7	7	2	4	14	7470,84	625,22	7,72	71,05	63,32
I	7	5	7	7	2	4	14	6709,86	760,13	10,2	69,48	59,31

Tableau 2.5 – Impact de la configuration du contrôleur flou sur la performance énergétique de la régulation

de discours des variables d'entrée ϵ et U_{EnR} ainsi que des variables de sortie U_{EnR}^{FLC} et U_{EnF}^{FLC} utilisées pour la configuration E.

Les tableaux 2.6 et 2.7 regroupent les bases de règles permettant de lier les entrées aux sorties du contrôleur. Les labels linguistiques utilisés sont pour l'entrée ϵ et la sortie U_{EnR}^{FLC} : NG (Négatif Grand), NM (Négatif Moyen), NP (Négatif Petit), EZ (Environ Zéro), PP (Positif Petit), PM (Positif Moyen) et PG (Positif Grand). Pour l'entrée U_{EnR} les labels linguistiques sont S (Saturé) et NS (Non Saturé). Enfin pour la sortie U_{EnF}^{FLC} ils sont : Nulle, Faible, Moyenne, Grande et Très Grande.

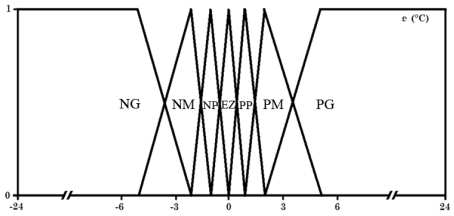


Figure 2.20 – Fuzzification de l'entrée ϵ (configuration E, E' et E")

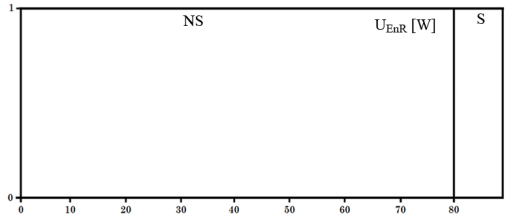


Figure 2.21 – Fuzzification de l'entrée U_{EnR} (configuration E, B, C, E' et E")

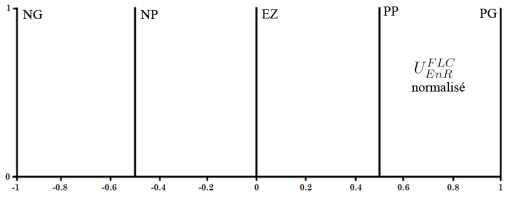


Figure 2.22 – Fuzzification de la sortie U_{EnR}^{FLC} (configuration E, B, C, E' et E")

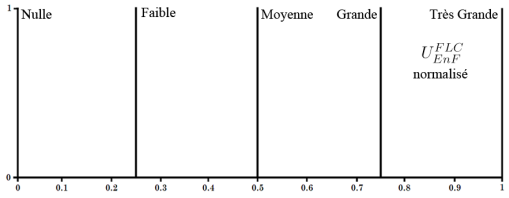


Figure 2.23 – Fuzzification de la sortie U_{EnF}^{FLC} (configuration E, B, C, E' et E")

Règle	1	2	3	4	5	6	7
ϵ	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
U_{EnR}^{FLC}	NG	NG	NP	EZ	PP	PM	PG

Tableau 2.6 – Base de règles pour le module FLC_{EnR} (configuration E)

Règle	1	2	3	4	5	6	7
ϵ	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
U_{EnR}	NS	NS	NS	NS	NS	NS	NS
U_{EnF}^{FLC}	Nulle	Nulle	Nulle	Nulle	Nulle	Nulle	Nulle
Règle	8	9	10	11	12	13	14
ϵ	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
U_{EnR}	S	S	S	S	S	S	S
U_{EnF}^{FLC}	Nulle	Nulle	Nulle	Faible	Moyenne	Grande	Très Grande

Tableau 2.7 – Base de règles pour le module FLC_{EnF} (configuration E)

2.3.1.4 Minimisation de la consommation d'énergie fossile (configuration B)

La configuration B permet de minimiser au maximum la consommation d'énergie fossile. Par rapport au régulateur PID, ce critère est diminué de 36,3 %, passant de 6,50 % à 4,17 %. Cependant, le suivi de consigne et la performance générale sont dégradés respectivement de 13,82 % (de 72,03 % à 62,07 %) et de 11,64 % (de 65,53 % à 57,90 %). Ce comportement n'est pas surprenant car les performances relèvent d'un compromis entre la consommation d'énergie et le suivi de consigne. Une plus faible sollicitation des actionneurs aboutit donc à une détérioration du confort apporté par la régulation. Ici, la consommation d'énergie fossile est réduite de 34,98 %, avec une consommation de 338,76 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$ au lieu de 521,02 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$. L'augmentation de la consommation d'énergie renouvelable se limite à 3,8 % (de 7494,29 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$ à 7779,79 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$). La fuzzification de cette configuration diffère de la configuration E pour l'entrée ϵ (figure 2.24). La base de règles floues est également modifiée (tableaux 2.8 et 2.9). Cette configuration utilise moins d'ensembles flous et donc donne lieu à une simplification de la base de règles. Cette configuration est particulièrement adaptée dans le cas où la consommation d'énergie fossile est plus importante que le suivi de consigne.

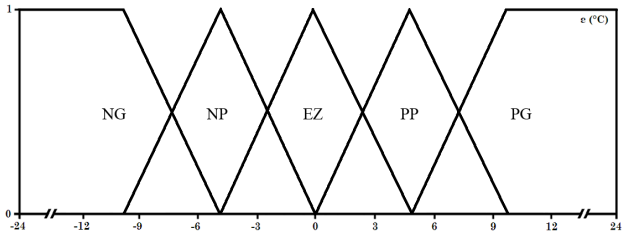


Figure 2.24 – Fuzzification de l'entrée ϵ (configuration B)

Règle	1	2	3	4	5
ϵ	NG	NP	EZ	PP	PG
U_{EnR}^{FLC}	NG	NP	EZ	PP	PG

Tableau 2.8 – Base de règles pour le module FLC_{EnR} (configuration B et C)

Règle	1	2	3	4	5
ϵ	NG	NP	EZ	PP	PG
U_{EnR}	NS	NS	NS	NS	NS
U_{EnF}^{FLC}	Nulle	Nulle	Nulle	Nulle	Nulle
Règle	6	7	8	9	10
ϵ	NG	NP	EZ	PP	PG
U_{EnR}	S	S	S	S	S
U_{EnF}^{FLC}	Nulle	Faible	Moyenne	Grande	Très Grande

Tableau 2.9 – Base de règles pour le module FLC_{EnF} (configuration B et C)

2.3.1.5 Configuration simplifiée (configuration C)

La configuration C présente de très bonnes performances, proches des performances de la configuration optimale E, mais utilise moins d'ensembles flous pour l'entrée ϵ et a donc une base de règles floues simplifiée. Le pourcentage d'énergie fossile consommée est diminué de 7,4 % par rapport à un simple régulateur PID, passant de 6,50 % à 6,02 %. Le suivi de consigne est très légèrement amélioré de (+0,2 %, de 72,03 % à 72,14 %). Il en est de même pour le critère de performance global (+0,9 %, de 65,53 % à 66,12 %). Avec cette configuration, la consommation d'énergie fossile est significativement réduite de 7,47 % (de 521,02 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$ à 480,95 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$) tout en limitant l'augmentation de l'énergie renouvelable consommée à 0,1 % (de 7494,29 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$ à 7504,92 $W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}$). La particularité de cette configuration tient principalement dans la fuzzification de la variable d'entrée ϵ (figure 2.25) dont les ensembles flous proches de zéro sont plus étroits que pour la configuration B.

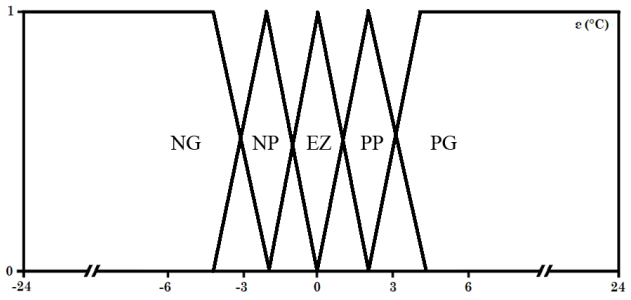


Figure 2.25 – Fuzzification de l'entrée ϵ (configuration C)

2.3.1.6 Ajustement des règles de la configuration optimale (configuration E' et E")

La configuration E présente la meilleure performance globale parmi les différentes configurations retenues. Cette configuration se distingue principalement des autres par le découpage des univers de discours. C'est pourquoi nous avons cherché à voir s'il était possible d'améliorer certaines performances en conservant le découpage mais en jouant dorénavant sur la base de règles. En effet, ces règles influent sur les critères de performance du régulateur. Nous nous sommes principalement intéressés aux règles 2 et 6 dont le rôle est respectivement de rendre le contrôle réactif tout en limitant le recours à l'énergie renouvelable lorsque la température est trop élevée et d'augmenter l'énergie renouvelable consommée lorsque la température dans le bâtiment est trop froide. Dans la configuration E' la règle 6 est modifiée telle que : « SI ϵ est PM ALORS U_{EnR}^{FLC} est PG » afin d'accélérer la rapidité du contrôleur (augmentation significative de la consommation d'EnR). Avec l'objectif identique (accélérer la réponse du système), la règle 6 est modifiée de la sorte : « SI ϵ

est NM ALORS U_{EnR}^{FLC} est NP » pour aboutir à la configuration E". Ces deux configurations alternatives entrainent une augmentation du critère $\%_{EnF}$ et une diminuation des critères I_C et I_P (figure 2.26).

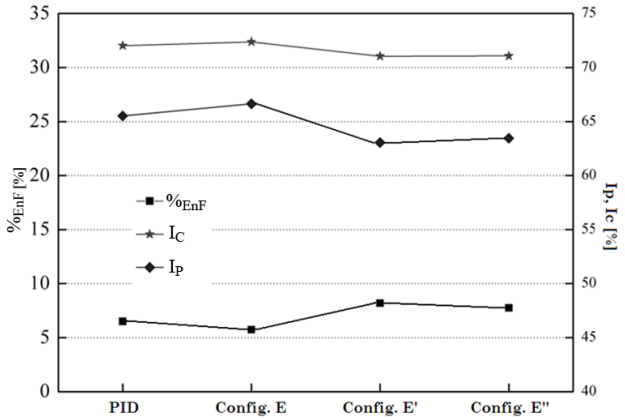


Figure 2.26 – Critères du contrôleur PID-flou (configuration E, E' et E")

2.3.1.7 Profils de puissance thermique et de suivi de consigne

Les figures 2.27, 2.29, 2.31, 2.33 et 2.35 présentent respectivement les appels de puissance de chauffe des radiateurs EnR et EnF de l'installation étudiée avec les configurations B, C, E, E' et E". On peut remarquer que d'une configuration à une autre ce profil peut être grandement modifié.

Concernant la puissance EnR, il est à noter qu'avec la configuration optimale E, les variations de puissance ainsi que le nombre de démarrages et d'arrêts sont limités. Le comportement général est donc plus lent et *filtre* les variations. Un profil similaire est obtenu avec la configuration B pour laquelle la consommation d'énergie fossile est minimisée. Les variations sont, en revanche, plus importantes avec la configuration C. La gestion énergétique n'est donc pas bien réalisée. Lorsque le régulateur est optimisé pour améliorer la rapidité de la réponse (configurations E' et E") ce phénomène est encore amplifié.

Notons également qu'avec les configurations E et B, la puissance moyenne de l'énergie fossile est plus importante qu'avec les autres configurations lorsque la température de consigne est plus élevée et elle est plus basse quand celle-ci l'est aussi. Pour la consommation d'énergie fossile, la configuration B donne le profil le plus stabilisé (variations lentes) et le maximum (saturation) n'est jamais atteint. Il en est de même pour les configurations E et C mais pas pour les configurations E' et E". Ces trois dernières présentent un nombre important de séquences marche/arrêts.

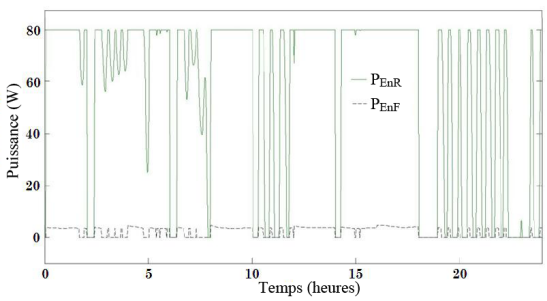


Figure 2.27 – Puissance de chauffe PID-flou (configuration B)

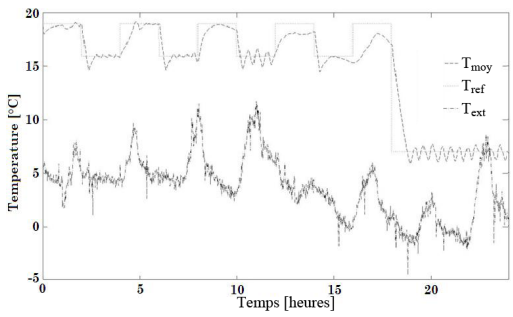


Figure 2.28 – Température régulée par PID-flou (configuration B)

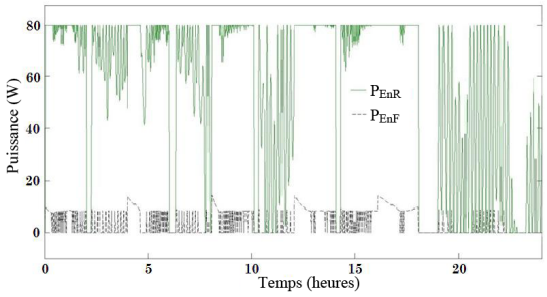


Figure 2.29 – Puissance de chauffe PID-flou (configuration C)

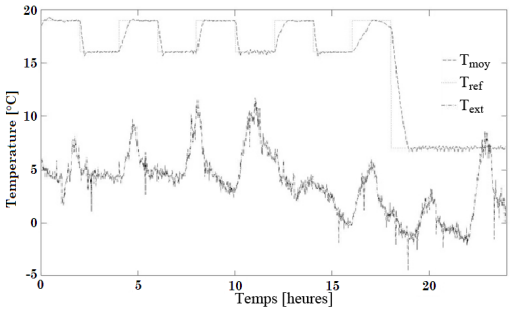


Figure 2.30 – Température régulée par PID-flou (configuration C)

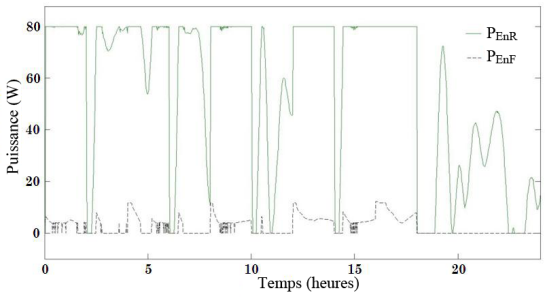


Figure 2.31 – Puissance de chauffe PID-flou (configuration E)

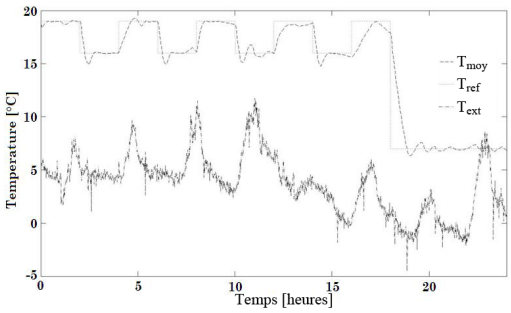


Figure 2.32 – Température régulée par PID-flou (configuration E)

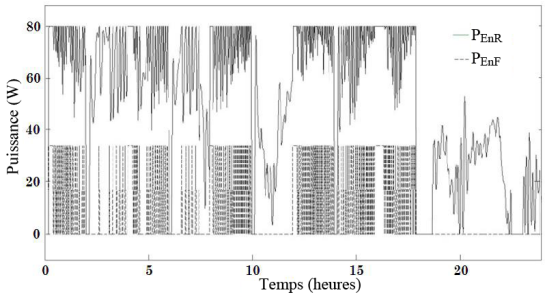


Figure 2.33 – Puissance de chauffe PID-flou (configuration E')

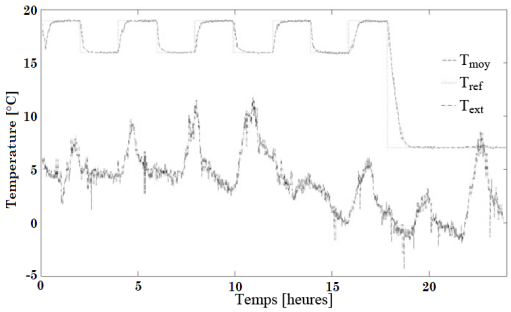


Figure 2.34 – Température régulée par PID-flou (configuration E')

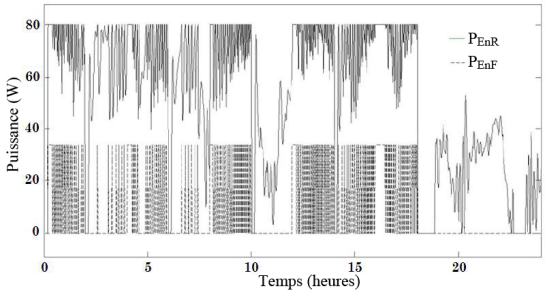


Figure 2.35 – Puissance de chauffe PID-flou (configuration E")

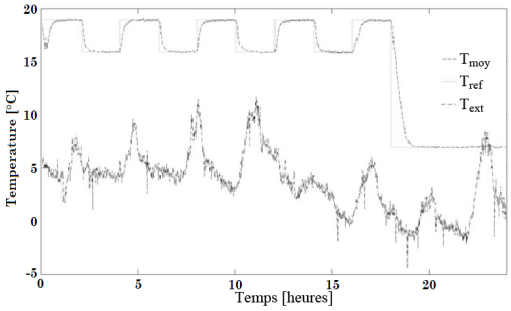


Figure 2.36 – Température régulée par PID-flou (configuration E")

La configuration E présente un très bon suivi de consigne (figure 2.32). L'écart maximal en régime continu est de seulement 0,25 °C pour un temps de réponse de 30 minutes. Les dépassements sont minimes quand la consigne est de 19 °C (environ 1,3 %) mais augmentent jusqu'à 6 %, c'est-à-dire 1 °C, pour une consigne de 16 °C. Cependant, on peut voir que les perturbations extérieures ne sont pas toujours complètement rejetées. Lorsque la température extérieure diminue fortement, la consigne est plus difficilement suivie.

Avec la configuration B (figure 2.28), la température intérieure a tendance à osciller (jusqu'à 1,3 °C). Bien que les perturbations extérieures restent en partie rejetées, le régulateur manque de précision et de rapidité. Le temps de réponse est assez long (plus de 30 minutes) et une erreur statique importante apparaît lorsque la température extérieure diminue fortement et que la consigne intérieure est de 19 °C. Ce comportement s'explique par le fait que cette configuration accorde un poids plus important à la consommation d'énergie fossile qu'au suivi de consigne. Même avec une température de consigne de 16 °C, le dépassement et les oscillations qui lui succèdent restent importantes (au moins 1 °C).

La figure 2.30 présente le suivi de consigne obtenu avec la configuration C. Le temps de réponse est plus rapide (20 minutes), la précision statique est bien meilleure et les dépassements sont bien plus faibles (0,1 °C pour 19 °C). Toutefois, cette précision décroit rapidement lorsque les conditions sont défavorables (température extérieure très basse) et le temps de réponse approche alors 1 heure. Le passage à une consigne de 16 °C se fait rapidement (15 minutes) avec de faible dépassements et oscillations. Les configurations E' (figure 2.34) et E" (figure 2.36) possèdent le meilleur suivi de consigne, le plus régulier, en raison de la synthèse des règles du contrôleur fait pour améliorer sa rapidité. Les dépassement et oscillations deviennent vraiment négligeables devant l'amplitude de la température. L'erreur statique est également très faible. Comme avec les autres configurations, le temps de réponse augmente lorsque la température extérieure est très basse. En conditions normales, ce temps s'établit à environ vingt minutes.

2.3.2 Résultats du contrôleur PID-MPC

2.3.2.1 Résultats généraux et influence du facteur de pondération

Le développement du contrôleur PID-MPC permet d'améliorer l'efficacité énergétique et le confort par rapport à un simple contrôleur PID. Cependant, pour optimiser le fonctionnement du régulateur MPC, le choix du paramètre de réglage ω_2^u, la pondération de la consommation d'énergie fossile par rapport au suivi de consigne, est déterminant. Une étude a donc été réalisée pour en analyser l'influence sur la consommation énergétique et sur les trois critères de performance retenus (I_C, $\%_{EnF}$ et I_P). Les résultats de cette étude comparative sont regroupés dans le tableau 2.10.

La figure 2.37 présente l'évolution des critères de performance en fonction des valeurs de ω_2^u comprises dans l'intervalle $[0{,}0001; 10]$.

2.3.2.2 Pondération faible

Il apparaît clairement qu'une faible valeur de ω_2^u favorise le critère I_C, donc le suivi de consigne, qui tend vers 73,55 % quand ω_2^u tend vers 0. En effet, dans ce cas, l'utilisation de l'énergie n'est que faiblement handicapante pour le coût de la fonction objectif. Le contrôleur se sert donc autant que nécessaire de cette énergie pour optimiser le suivi de consigne, ce qui aboutit logiquement à de meilleures performances dans ce domaine.

Notons cependant qu'il existe un maximum atteint pour $\omega_2^u = 0{,}02$ et qui donne $I_C = 74{,}37\,\%$. Ce maximum local, dont la valeur est de toute façon très proche de la valeur limite pour $\omega_2^u \to 0$, peut être expliqué par le fait que pour des valeurs plus faibles de ω_2^u le contrôleur possède deux commandes sur lesquelles agir sans véritable priorité pour suivre un nombre inférieur de variables contrôlées (1 seule en l'occurence). De plus, il est possible qu'en jouant sur les entrées de commande, la minimisation de $|T_{ref} - T_{moy}|$ n'aboutisse pas exactement au même optimum pour le critère I_C. Toutefois cette petite différence est négligeable.

PID/ω_2^u	$EnR\left[\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}\right]$	$EnF\left[\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}\right]$	$\%_{EnF}$ [%]	I_C [%]	I_P [%]
PID	7494,29	521,02	6,50	72,03	65,53
10	7303,86	338,03	4,42	71,06	66,64
5	7303,86	338,04	4,42	71,06	66,64
3	7303,86	338,06	4,42	71,06	66,64
1	7303,78	338,19	4,43	71,08	66,65
0,5	7305,36	338,38	4,43	71,12	66,69
0,2	7304,83	341,73	4,47	71,44	66,97
0,1	7300,59	351,82	4,60	72,32	67,72
0,05	7339,24	381,16	4,94	73,63	68,70
0,03	7341,20	429,50	5,53	74,12	68,60
0,02	7349,52	485,72	6,20	74,37	68,17
0,01	7313,96	561,85	7,13	73,98	66,84
0,001	7239,58	626,28	7,96	73,55	65,59
0,0001	7383,21	625,69	7,81	73,55	65,73

Tableau 2.10 – Influence du facteur de pondération sur les performances du contrôleur PID-MPC

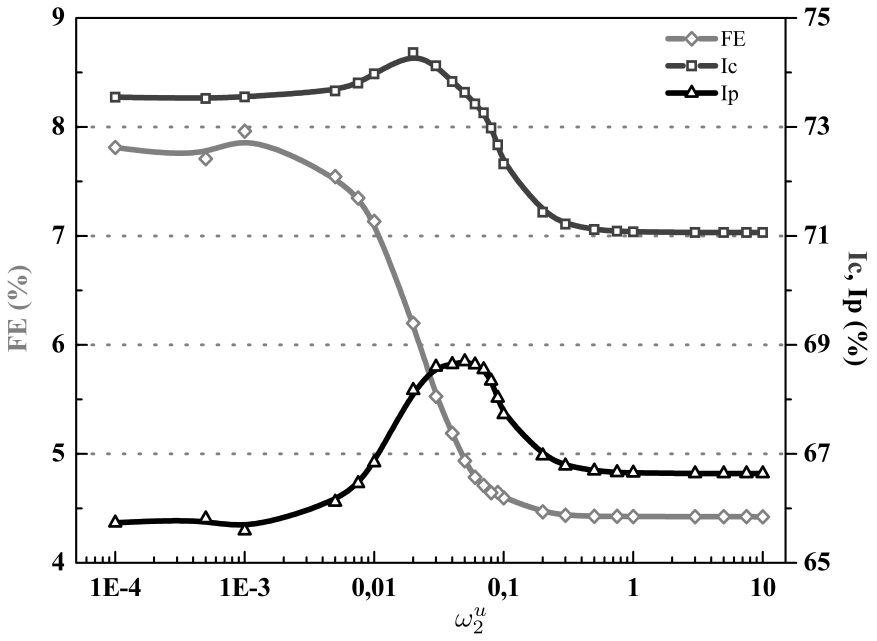


Figure 2.37 – Évolution des critères de performance selon le paramètre de réglage du contrôleur PID-MPC

Si on s'intéresse à l'évolution du critère $\%_{EnF}$, celui-ci converge vers sa valeur maximale autour de 7,9 %, ce qui est en accord avec les remarques précédentes. Le contrôleur est moins contraint par l'utilisation de cette source d'énergie et l'utilise plus volontiers pour assurer le suivi de consigne.

Au final, le critère de performance global I_P tend vers une valeur assez haute (65,73 %), en raison du bon suivi de consigne (critère I_C important), mais pas maximale à cause d'un mauvais taux d'utilisation de l'énergie fossile (critère $\%_{EnF}$ maximal).

L'analyse des critères de performance est en accord avec les résultats de la consommation d'énergie. Le bon suivi de consigne est obtenu en utilisant au maximum l'énergie fossile : EnF = 625,69 $\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$.

Cette surconsommation d'énergie fossile s'accompagne, et c'est plus surprenant, d'une consommation accrue d'énergie renouvelable par rapport à sa valeur minimale : $EnR = 7383{,}21\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$.

Avec cette configuration sous-optimale, les résultats sont toutefois intéressants si on les compare à ceux obtenus par une simple régulation PID. Malgré tout, le critère de performance global I_P n'est amélioré que de 0,3 %, par rapport aux 65,53 % obtenu par le régulateur PID, ce qui reste assez faible. L'avantage est plus visible pour le critère de suivi de consigne qui augmente relativement de 2 % par rapport au 72,03 % du PID. Par contre, on voit que la consommation d'énergie fossile est dégradée puisque le critère $\%_{EnF}$ augmente relativement de 20,2 % (6,5 % pour le PID). 20,1 % d'énergie fossile a été consommée en plus, soit $104{,}7\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, qu'avec le PID $521{,}02\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$. Cette dégradation des résultats concernant la consommation énergétique peut être relativisée par une diminution de l'énergie renouvelable consommée de $111{,}08\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, soit une baisse de 1,5 % par rapport au $7494{,}29\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$ d'énergie renouvelable consommée en utilisant le PID.

2.3.2.3 Pondération importante

Pour une valeur importante de la pondération ($\omega_2^u \to 10$), c'est l'amélioration du critère de consommation énergétique $\%_{EnF}$ qui prend le dessus. En effet, il atteint sa valeur minimale qui est de 4,42 %.

La consommation d'énergie fossile est minimale avec seulement $338{,}03\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$. La consommation d'énergie renouvelable suit la même tendance et est également minimale pour des hautes valeurs du facteur de pondération et atteint $7303{,}86\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$.

Avec une forte réduction de la propension du contrôleur à utiliser la source d'énergie secondaire, le suivi de consigne est fortement dégradé comme le montre l'évolution du critère I_C qui converge vers une valeur minimale de 71,1 %. Le chauffage peine à maintenir la température à l'intéreur du bâtiment car le recours à l'énergie fossile handicape fortement la fonction objectif.

Avec un suivi de consigne fortement dégradé, le critère de performance global I_P, même avec une faible part d'énergie fossile consommée, tend vers sa valeur minimale. Il atteint, en effet, une valeur proche de 66,6 % pour $\omega_2^u = 10$.

Comparativement avec le régulateur PID, cette configuration est intéressante concernant la consommation énergétique. En effet, ce ne sont pas les critères de performance global I_P ou de suivi de consigne I_C qui donnent les résultats les plus significatifs puisque le premier est amélioré relativement de seulement 1,69 % alors que le second diminue même de 1,3 %. Au contraire, le pourcentage d'énergie fossile consommée diminue de façon intéressante de 32 %. Cette forte amélioration est visible au niveau de la consommation d'énergie fossile qui diminue de $183\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, soit une baisse comparative de 35,1 %. Cette baisse de l'énergie fossile n'est pas compensée par une augmentation de l'énergie renouvelable consommée puisque celle-ci est plus faible de 2,5 %, soit $190{,}4\,\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, ce qui représente un gain du même ordre de grandeur en valeur absolue.

2.3.2.4 Pondération optimale

Il est clairement visible sur la figure 2.37 que pour des valeurs de ω_2^u comprises entre 0,01 et 0,1, il y a une phase importante de transition pendant laquelle les critères I_C et $\%_{EnF}$ varient de façon importante. C'est une phase de transition décroissante pendant laquelle leurs valeurs passent rapidement de leurs asymptotes horizontales maximales à leurs asymptotes horizontales minimales.

La variation combinée de ces deux critères aboutit pour le critère de performance global à une variation en forme de cloche qui laisse apparaître un maximum en $I_P = 68{,}7\,\%$, traduisant le compromis optimal entre les deux critères précédents pour un coefficient de pondération optimal $\omega_2^u = 0{,}05$. En comparant ce critère de performance à celui obtenu grâce au PID, il est amélioré de près de 4,84 %. Avec cette configuration, le critère du suivi de consigne reste assez proche de sa valeur la plus élevée $I_C = 73{,}63\,\%$, soit une agmentation relative de 2,22 % par rapport au PID. Le pourcentage d'énergie fossile consommée est lui proche de sa valeur

la plus faible $\%_{EnF}$ = 4,94 % soit une réduction de 24 % par rapport au régulateur PID. Les performances sont donc toutes sensiblement améliorées, ce qui justifie l'utilisation d'un tel régulateur.

En conséquence, par rapport au simple PID, la consommation d'énergie fossile est réduite de 140 $\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, avec une consommation relevée de 381,16 $\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, ce qui représente une économie substantielle de 26,8 %. La consommation d'énergie renouvelable est plus faiblement réduite de 2 %, soit une économie 155,1 $\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$, puisqu'elle est de 7339,24 $\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}$ avec ce facteur de pondération optimal, ce qui représente une part presque aussi large que ce qui est économisé pour l'énergie fossile.

2.3.3 Synthèse des résultats

Afin de pouvoir comparer objectivement les performances des trois types de régulateur, le PID, le PID-flou et le PID-MPC, le tableau 2.11 regroupe les résultats concernant les consommations d'énergie et les critères de performance obtenus pour la meilleure configuration de chaque régulateur.

Une des informations les plus intéressantes qui ressort de ce tableau concerne la consommation d'énergie fossile. En utilisant un contrôleur mixte de type PID-MPC il est possible d'économiser 26,8 % d'énergie fossile. Cette économie chute à seulement 9,8 % en utilisant un correcteur PID-flou correctement configuré, ce qui n'est cependant pas négligeable.

On constate un comportement différent pour la consommation d'énergie fossile puisqu'avec le régulateur PID-flou, l'économie d'énergie fossile est reportée sur l'énergie renouvelable qui voit donc son bilan augmenter de 3,2 %, alors qu'avec un régulateur PID-MPC, l'économie d'énergie est également visible sur l'énergie renouvelable (−2 % par rapport au régulateur PID).

Il ne fait aucun doute qu'un régulateur tel que le PID ne permet pas d'aboutir à une gestion optimale de l'énergie pour le chauffage de bâtiments. Des contrôleurs plus avancés et une stratégie intelligente permettent d'améliorer sensiblement les résultats, comme le montrent le régulateur PID-flou ou le régulateur PID-MPC. Ce dernier obtient d'ailleurs les meilleurs résultats, tant au niveau du critère de consommation énergétique que du suivi de consigne.

Contrôleur	$EnR\left[\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}\right]$	$EnF\left[\mathrm{W{\cdot}h{\cdot}m^{-2}}\right]$	$\%_{EnF}$ [%]	I_C [%]	I_P [%]
PID	7494,29	521,03	6,50	72,03	65,53
PID-flou	7731,35	470,66	5,74	72,38	66,64
PID-MPC	7339,24	381,16	4,94	73,63	68,70

Tableau 2.11 – Résultats comparatifs (énergie et critères) pour les 3 contrôleurs

La figure 2.38 présente l'évolution de la température à l'intérieur du bâtiment avec les trois types de contrôleurs. Il apparaît que dans tous les cas le suivi de consigne est très satisfaisant. En s'intéressant de près à ces résultats on peut remarquer certains comportements spécifiques aux contrôleurs utilisés.

On peut voir que le régulateur PID présente le profil le plus régulier sur l'ensemble de la simulation. L'influence de la température extérieure est fortement réduite pour conserver un bon suivi de consigne, quitte à consommer plus d'énergie fossile, même pendant les périodes où la température extérieure baisse fortement ou est très faible.

Le contrôleur PID-flou (configuration E) présente également un très bon suivi de consigne. On note quelques petites oscillations de la température moyenne intérieure lorsque la température extérieure est au plus bas. Ce phénomène est dû au mode d'enclenchement du radiateur d'appoint. Le compromis entre consommation d'énergie fossile et suivi de consigne est visible mais faiblement lorsque la température extérieure est au plus bas, avec un suivi de consigne légèrement dégradé.

Ce compromis entre consommation d'énergie et confort apparaît très clairement sur la courbe du régulateur PID-MPC. En effet, lorsque la température extérieure n'est pas trop froide, la température intérieure suit

parfaitement la consigne, avec un très bon temps de réponse. Dans le cas contraire (température extérieure basse), le temps de réponse peut augmenter de façon importante et le suivi de consigne n'est pas aussi performant. Au vu des courbes, on pourrait penser que la performance de la régulation est plus faible, cependant ce n'est pas le cas. Ce qui apparaît ici traduit le compromis que tente d'optimiser à chaque instant le régulateur PID-MPC en fonction du facteur de pondération calculé pour minimiser le critère de coût entre consommation d'énergie et suivi de consigne, ce qui n'est ou ne peut pas être réussi aussi bien par les autres régulateurs. Notons que le suivi de consigne est sans doute avantagé par l'effet anticipatif, notamment lors des changements de la consigne. Cependant, par rapport au temps de réponse du système, l'horizon de prédiction est peut-être un peu court pour en tirer vraiment partie.

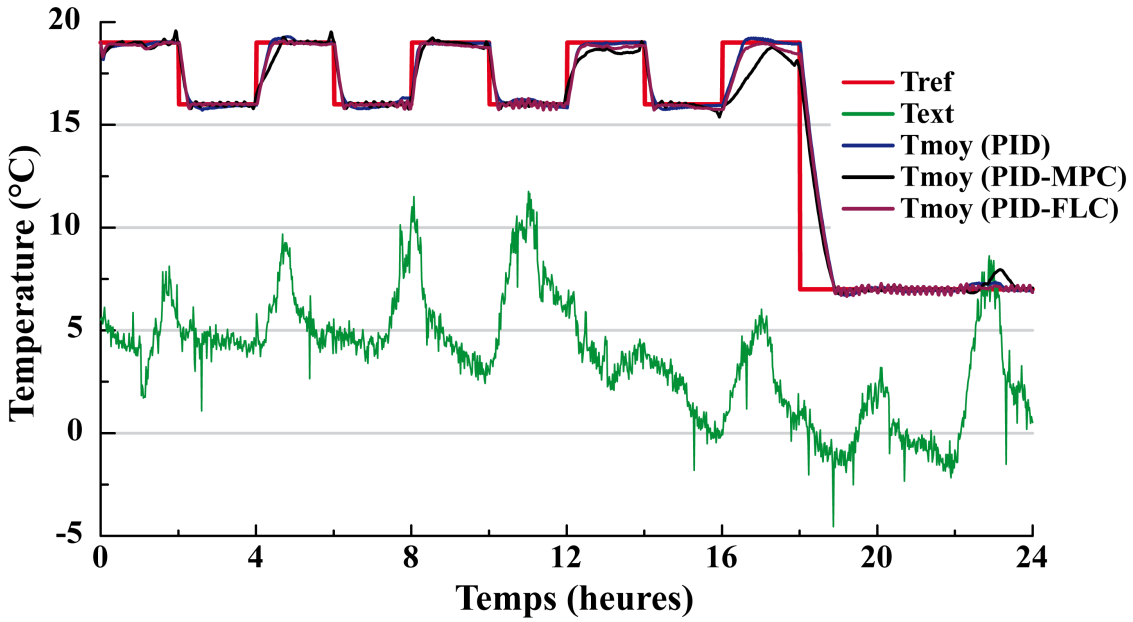


Figure 2.38 – Comparaison des contrôleurs pour la régulation de la température intérieure

Conclusion du chapitre

La gestion optimale de l'énergie pour le chauffage de bâtiment n'est pas une tâche aisée. Le travail développé dans ce chapitre avait pour objectif de présenter une stratégie de contrôle efficace et basée sur différents type de contrôleurs dont le principe de fonctionnement a été décrit en détail : régulation basique linéaire (PID), améliorée par logique floue (PID-flou) et par la commande optimale prédictive (PID-MPC).

Une stratégie de contrôle a été développée, incluant l'optimisation de critères de performance énergétique et de suivi de consigne, et appliquée à un modèle de bâtiment obtenu à partir d'une maquette développée au laboratoire. Ce bâtiment utilise deux sources d'énergie, l'une renouvelable (source principale) et l'autre fossile (source d'appoint). Les différents contrôleurs ont subi une analyse de leurs paramètres de réglage respectifs afin d'optimiser leurs performances par rapport aux critères de performances proposés.

Il apparaît que le contrôleur PID-MPC donne les meilleurs résultats. Il permet à la fois de diminuer de façon importante la consommation énergétique (fossile et renouvelable) mais aussi d'assurer un bon confort thermique intérieur (suivi de consigne). Le compromis entre ces deux critères implique que les performances du suivi de consigne et de consommation d'énergie fossile varient en fonction du temps et des perturbations extérieures.

Le contrôleur PID-flou, s'il est correctement réglé (et c'est ce qui est le plus difficile à réaliser en raison du fort côté empirique de ce type de contrôleurs), permet d'obtenir des résultats certes moins bons qu'avec le PID-MPC mais meilleurs qu'avec un simple PID (configuration E). L'un des avantages de l'approche floue est qu'elle est assez souple. Elle permet assez facilement en modifiant quelques règles ou fonctions d'appartenance, de s'adapter aux différents usages des bâtiments. Ainsi, il est possible de privilégier une faible consommation d'énergie fossile (configuration B) ou un bon suivi de consigne (configurations E' et E").

Les perspectives de ce travail préliminaire sont nombreuses. La première est bien évidement de soumettre les différents régulateurs proposés à des essais expérimentaux pour vérifier si les résultats théoriques se confirment en pratique. Cependant, ce travail nécessite idéalement d'avoir à disposition la possibilité de pouvoir reproduire pour chaque essai des conditions identiques, ou de faire des essais en parallèle. Au moment de la rédaction de ce travail, le matériel expérimental ne permettait pas de réaliser correctement une confrontation pertinente grâce à des essais expérimentaux.

De plus, l'utilisation de régulateurs pour la gestion réelle du chauffage nécessite de les implanter sur une carte électronique embarquée, par exemple un micro-contrôleur ou un microprocesseur tel qu'un ARM9. Si ce genre de développement est assez aisé pour des régulateurs dont la complexité finale est faible (PID, commande floue), il est plus difficile d'intégrer un régulateur nécessitant un optimiseur numérique pour fonctionner (régulateur MPC). Un des problèmes est que la puissance de calcul des systèmes embarqués est souvent assez faible. Les solutions envisageables sont alors d'utiliser des modules FPGA, présents dans certains systèmes embarqués, car leurs puissances, pour certains types de calcul, sont comparables à celles de processeurs d'ordinateurs de bureau. Une autre approche pourrait consister à utiliser des contrôleurs prédictifs dont les solutions sont explicites. La phase d'optimisation, hors ligne, est réalisée une seule fois lors du développement du contrôleur. Seules des règles de régulation simples sont implantées dans le système de contrôle embarqué. Le seul problème peut alors être la multitude de règles à implanter (occupation mémoire) si le processus à contrôler est complexe.

Au niveau du système en lui-même, c'est-à-dire le bâtiment à chauffer, des hypothèses supplémentaires telles que le type d'organe de chauffe (radiateur électrique, chaudière à gaz, plancher chauffant...), dont le comportement dynamique peut fortement varier, devraient être prises en compte. Dans notre étude nous avons choisi de ne pas en tenir compte pour privilégier la généralisation de la méthodologie. De plus, l'utilisation d'énergie renouvelable pour le chauffage est souvent sujette à la gestion d'un système de stockage (ballon d'eau chaude, batteries...), ce qui n'a pas été étudié ici. Le stockage était ici directement associé à l'inertie thermique du bâtiment, ce qui n'est généralement pas suffisant.

Enfin, le travail présenté repose sur l'étude thermique d'une maquette d'un prototype de bâtiment qui

ne représente qu'approximativement le comportement thermique d'un bâtiment réel, bien qu'on y retrouve les mouvements de convections, les ponts thermiques, etc. Il serait donc intéressant d'appliquer la stratégie développée à un bâtiment réel, en commençant par exemple par utiliser des logiciels de simulation dédiés tel que TRNSYS.

Ce travail préliminaire a permis de définir des stratégies de gestion énergétique et de sélectionner un type de contrôleur. Le régulateur MPC apparaît comme un bon candidat pour améliorer une structure de contrôle existante pour la gestion énergétique optimale dans le cadre du chauffage des bâtiments. La régulation de température étant un processus lent, il semble adapté et ne souffre pas trop du besoin de puissance et de temps de calcul importants. Il sera donc utilisé dans le projet principal détaillé dans cette thèse qui concerne l'optimisation de la régulation d'une chaufferie collective de quartier par l'intermédiaire d'un système de stockage énergétique et d'une structure de commande avancée.

Chapitre 3

Modélisation d'une chaufferie collective

Dans ce chapitre, est présentée la modélisation de la chaufferie de La Rochelle. La première partie concerne les outils nécessaires à la modélisation et à l'identification de systèmes dynamiques à partir de données expérimentales. Dans cette partie, différentes approches pour modéliser un système sont expliquées, en fonction de la connaissance et des mesures expérimentales dont on dispose (modèles de connaissance, boîtes noires ou modèles paramétriques). Le principe de fonctionnement de l'algorithme d'identification employé est explicité. Il s'agit de l'algorithme de minimisation des moindres carrés non linéaires qui utilise la méthode de la région de confiance de Newton.

La seconde partie décrit les différents éléments qui constituent la chaufferie de La Rochelle et le processus itératif et modulaire qui a été utilisé pour, dans un premier temps, modéliser et identifier chacun des sous-systèmes puis, dans un second temps, construire un modèle global de la chaufferie en assemblant tous les modèles de ces sous-systèmes.

Enfin, la troisième partie détaille un par un les différents éléments constituant les modèles-entités des équipements actuels de la chaufferie (chaudières, centrale de cogénération, bouteille de découplage hydraulique, réseau de chaleur et régulations) et donne les résultats numériques associés. En fin de troisième partie, le modèle global est évalué pour son utilisation en termes de simulateur à long et à court termes.

3.1 Méthodologie de modélisation et d'identification des systèmes

3.1.1 Objectif visé

L'objectif de ce chapitre est de présenter la modélisation des différentes variables physiques d'une chaufferie collective et de faire en sorte que les variables simulées par les modèles soient aussi proches que possible du comportement des variables expérimentales. Différentes méthodes sont utilisables pour modéliser un système physique.

Un certains nombre de travaux répondent à la problématique de la modélisation de chaufferies multi-énergies pour le chauffage de collectivités, comme ceux réalisés par Curti *et al.*, [41]. La modélisation d'une installation avec une seule chaudière est un travail complexe qui demande une connaissance approfondie du système. Dias et Balestieri [46] proposent une modélisation par analyse énergétique et exergétique d'une chaudière à bois. Ce genre de modélisation théorique s'applique à différents types de chaudières à gaz [78] ou à bois pour la production d'eau chaude. La majorité des travaux sont basés sur la modélisation de chaudières pour la production de vapeur pour faire tourner des turbines et produire de l'électricité [144, 168, 129].

L'utilisation de tels modèles, avec une modélisation physique, nécessite parfois de connaître un grand nombre de paramètres physiques et d'avoir accès à une connaissance experte du système modélisé allant parfois jusqu'à la viscosité et la taille des particules du carburant introduit dans la chaudière, ou bien la géométrie du foyer de la chaudière. Il est possible de répondre à ce problème par une modélisation par bonds graph [17] ou en couplant des principes physiques avec une modélisation par réseaux de neurones [126, 174], de la logique floue ou des algorithmes génétiques [75].

L'approche proposée ici tente de faire correspondre des données provenant de campagnes de mesures à des modèles comportementaux, obtenus à partir de ces données, au sein desquels sont intégrées, quand elles sont connues, les informations sur le fonctionnement des systèmes, des régulations et autres éléments incertains. Dans le cas contraire, des paramètres sont introduits et identifiés pour compenser le manque de connaissance du système.

Le modèle proposé devra permettre de répondre à deux types d'utilisation. La première consiste à développer un simulateur permettant de reproduire le comportement de la chaufferie sur l'ensemble de la période de chauffe. La seconde utilisation est reliée à la finalité du projet, c'est-à-dire au développement d'un contrôleur prédictif pour optimiser sur un horizon glissant de quelques heures le fonctionnement de la chaufferie. Le modèle devra donc être pertinent aussi bien sur du court que sur du long terme.

Dans le cas idéal où il est possible de décrire physiquement l'ensemble des interactions (équations) entre les variables physiques et qu'est connue la totalité des valeurs des paramètres associés à la description mathématique de ces variables, on peut réaliser un modèle dit boîte blanche [181], physique ou phénoménologique. La comparaison avec les mesures expérimentales n'est là que pour valider la pertinence du modèle proposé. Si la corrélation est insuffisante, la structure des équation de ce modèle est à revoir.

S'il n'est pas possible de développer un modèle physique du système, généralement à cause du manque d'information sur les paramètres physiques de ce système réel, il est possible de modéliser le système sous la forme d'une boîte grise [181]. Avec ce type de modèles, il faut être capable de relier de façon cohérente les variables de sortie aux variables d'entrée en supputant certains types de relations (à partir de considérations physiques ou simplement à partir d'une analyse dynamique des variables impliquées), mais en ignorant les valeurs d'un certains nombre de paramètres. Les relevés expérimentaux vont alors permettre, via une procédure d'optimisation (moindres carrés non-linéaires [125, 95]) de calibrer au mieux les valeurs des paramètres inconnus pour faire en sorte de réduire l'écart entre la simulation et la réalité. C'est ce type de modèles qui est le plus couramment utilisé pour faire face au manque d'informations précises sur le système étudié même si la structure des équations est à peu près connue ou supposée. Cette structure permet de lier les variables de façon non linéaire ou d'adopter des structures particulières, fonctions affines par morceaux, usage de variables logiques, etc.

Malheureusement, il n'est pas toujours évident de proposer une structure d'équations et de paramètres adéquats pour modéliser et identifier un système. C'est pour cela qu'ont été développés les outils pour réaliser des modèles dits boîte noire [181]. Avec ce type de modèles, aucune considération physique ne rentre en jeu. Il faut généralement commencer par définir les variables d'entrée et les variables de sortie, puis on utilise une structure d'équation générique dont la complexité et la souplesse permet de modéliser un grand nombre de type de relation entrées/sorties. Ce type de modèles comprend généralement un grand nombre de paramètres qu'il faut estimer pour réduire au maximum l'écart entre les simulations et les valeurs réelles. La complexité de ces modèles peut atteindre un niveau important. Il convient alors de déterminer un modèle dont la structure comprend suffisamment de paramètres pour obtenir une réponse satisfaisante sans tomber dans une complexité extrême et surparamétriser le modèle.

Le travail qui a été réalisé se base sur l'identification de modèles paramétriques sous la forme non-linéaire de type boîtes grises ou dans certains cas, si cette première approche ne suffisait pas, sous la forme de boîtes noires. Dans certains cas, lorsque le comportement du système était entièrement connu, des modèles boîtes blanches ont pu être utilisés sans avoir à identifier de paramètres.

3.1.2 Identification d'un modèle non-linéaire de type « boîte grise »

3.1.2.1 Description

On appelle boîte grise, un modèle dont on peut définir explicitement la forme des équations qui lient les entrées aux variables d'état du modèle ainsi qu'aux sorties. On dispose donc de la connaissance *a priori* d'une partie de la structure du modèle, l'incertitude étant principalement associée aux valeurs des paramètres entrant en jeu dans ces équations.

3.1.2.2 Processus d'identification

3.1.2.2.1 Acquisition des relevés expérimentaux

L'estimation des modèles présentés dans ce chapitre a été réalisée à partir de vecteurs de donnés expérimentaux. La majorité des variables physiques décrites ont été mesurées sur le site de La Rochelle par un système d'acquisition de mesures. Seule une petite partie n'a pas pu être mesurée, ce qui explique qu'il n'y ait pas de comparaison avec des valeurs expérimentales (consommation de fioul par exemple).

Parmi les variables mesurées, la majorité possède un pas de temps de 5 minutes, soit 300 secondes. Cependant, certaines variables n'était mesurées que tous les quarts d'heure, ou toutes les heures. Dans ce cas, elles ont été rééchantillonnées par interpolation pour autoriser leur utilisation conjointe de façon cohérente avec la base de temps de référence de 300 secondes. Les modèles développés ici sont tous des modèles à temps discret échantillonnés à la période $T_E = 300\,\mathrm{s}$. Il en est de même pour le modèle théorique de stockage proposé au chapitre IV et les contrôleurs développés au chapitre V.

Concernant la campagne de mesures, celle-ci a été réalisée pendant l'hiver 2008–2009, principalement entre la mi-janvier et début avril. Afin d'utiliser au mieux ces données expérimentales, une restriction complémentaire a été faite (sélection de périodes particulières) pour estimer les modèles de chaque entité. On désigne par le terme d'entité le regroupement de la modélisation de plusieurs variables physiques appartenant au même système physique (exemple : la chaudière bois, la chaudière gaz-fioul, le collecteur...). Les périodes sont donc parfois différentes d'une entité à une autre pour optimiser l'utilisation de ces données et améliorer le processus d'identification. Nous n'avons conservé à chaque fois que les périodes les plus représentatives du comportement classique de la chaufferie. En effet, il n'est pas rare qu'un problème technique empêche l'acquisition des données pendant un temps plus ou moins long, qu'un défaut technique sur une chaudière force son arrêt, ou que certains paramètres importants de la régulation générale soient modifiés sans qu'il soit possible de savoir exactement quand cela a été fait et de quelle façon, ce qui ajoute encore à la difficulté de la tâche de modélisation et d'identification.

3.1.2.2.2 Description générale des équations

Chaque variable physique $y(k)$ correspond à la variable de sortie d'un modèle mathématique non-linéaire décrit sous la forme d'équations différentielles f, g, dépendantes de paramètres connus ou inconnus ζ. Ces équations peuvent comprendre des variables d'état dites internes $x(k)$ qui n'apparaissent pas au sein des variables de sorties. Certaines variables peuvent être les solutions d'équations purement algébriques ou comporter des composantes logiques (valeur nulle (0 ou faux) ou unitaire (1 ou vrai)) ou discrètes (valeurs appartenant à l'ensemble des entiers relatifs $\mathbb{Z}$). De façon générale, un ensemble de sorties d'un système modélisé peut se représenter sous la forme (3.1).

$$\begin{cases} \dot{x}(k) = f(x(k), u(k), \zeta_x) \\ y(k) = g(x(k), u(k), \zeta_y) \end{cases} \tag{3.1}$$

3.1.2.2.3 Formulation du problème d'identification

À partir d'une structure d'équations définies sous la forme (3.1), il faut parvenir à calculer les valeurs optimales des paramètres ζ_x et ζ_y. Pour cela est employé un algorithme de minimisation d'un coût dépendant de l'écart entre les sorties simulées y_{sim} par le modèle en fonction des vecteurs d'entrées expérimentaux appliqués à ce modèle et les vecteurs de sortie expérimentaux y_{exp}. Le processus d'identification employé ici pour l'estimation des paramètres d'un modèle utilise la méthode de minimisation de l'erreur de prédiction. Soit $\epsilon_i(k)$ l'erreur d'estimation de la sortie i à l'instant k (3.2) entre la valeur expérimentale et la valeur simulée, on peut alors définir l'erreur e_i comme étant la somme des erreurs sur l'ensemble des N échantillons (3.3).

$$\epsilon_i(k) = y_{exp_i}(k) - y_{sim_i}(k) \tag{3.2}$$

$$e_i = \sum_{k=1}^{N} \epsilon_i^2(k) \tag{3.3}$$

Ainsi, pour n_y sorties dont on connait la mesure expérimentale de N échantillons successifs, on peut définir l'erreur d'estimation E (3.4), le vecteur ligne contenant l'erreur e des n_y sorties du modèle.

$$E = \{e_1, \ldots, e_{n_y}\} \tag{3.4}$$

Le problème d'optimisation se formule donc sous la forme de la minimisation quadratique de ces erreurs en optimisant les vecteurs de paramètres libres ζ_x et ζ_y des équations du modèle. Dans le cas d'un modèle possédant plusieurs sorties (systèmes SIMO (Single Inputs Multiple Outputs) ou MIMO (Multiple Inputs Multiple Outputs)), le critère d'erreur reste un scalaire, mais est une fonction composée de la somme des critères d'erreur de chaque sortie assortie d'un poids ω_i pondérant son importance dans le critère de minimisation global par le biais de la matrice de pondération W (3.5). On minimise donc la trace de la matrice représentant l'ensemble des erreurs d'estimation (3.6). Afin d'obtenir une identification homogène, le poids ω attribué à chaque variable correspond à l'inverse de la valeur absolue maximale de cette variable au niveau du vecteur expérimental utilisé pour l'identification. Cela permet en quelque sorte de normaliser les différents signaux.

$$\begin{cases} W = \begin{pmatrix} \omega_1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \omega_n \end{pmatrix} \\ \omega_i = \dfrac{1}{|\max(y_{exp_i})|} \end{cases} \tag{3.5}$$

$$\min_{\zeta_x, \zeta_y} \left(\mathrm{Tr}\left(E^T \cdot E \cdot W \right) \right) = \min_{\zeta_x, \zeta_y} \left(\sum_{i=1}^{n_y} \left(\omega_i \cdot e_i^2 \right) \right) \tag{3.6}$$

3.1.2.2.4 Algorithme de minimisation des moindres carrés non-linéaires par la méthode de la région de confiance de Newton

Les algorithmes numériques de minimisation de Matlab® permettant de résoudre le problème d'optimisation décrit en (3.6) utilisent la méthodologie des moindres carrés non-linéaires [104, 139], basée sur la méthode de la région de confiance de Newton, décrite en détails par Coleman *et al.*, [36, 37] et Byrd *et al.*, [23].

Il s'agit d'une méthode de minimisation itérative : à partir d'un point x_k on cherche le point x_{k+1} tel que $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ jusqu'à atteindre le point x_n tel que $f(x_n) \approx \min_x(f(x))$.

L'idée de cette méthode pour résoudre le problème $\min_x(f(x))$ est d'approcher $f(x_k)$ par une fonction $m(x_k)$ plus simple dans une région de confiance, un sous espace R_k, dans lequel m a un comportement proche de f pour des valeurs proches de x_k. On résout alors le problème d'optimisation simplifié (3.7) dans ce sous espace, c'est le sous-problème d'optimisation de la région de confiance.

$$\begin{cases} \min_p(m(p)) \mid p \in R_k \\ R_k = \{x_k + r \ ; \ \|r\|_2 \leq \Delta\} \end{cases} \tag{3.7}$$

r représente le rayon de la région de confiance R_k autours de x_k. Δ est un scalaire qui permet de dimensionner ce rayon.

La solution déterminée s'approchera de l'objectif si $p \in R_k$ est tel que $f(x_k + p) \approx m(x_k + p)$. En effet, on évalue ensuite le point $x_k + p$ avec la fonction f et si $f(x_k + p) < f(x_k)$ alors on a trouvé un nouveau minimum tel que $x_{k+1} = x_k + p$ et on peut continuer l'optimisation à partir de ce nouveau point. Dans le cas contraire, cela signifie que la région de confiance n'est pas adaptée et qu'il faut la réduire car m ne correspond plus assez à f quand on s'éloigne trop de x_k. La réduction de la dimension de la région de confiance, c'est-à-dire de Δ, est discutée dans les travaux de Sorensen [183] et de Coleman et Verma *et al.*, [38].

Généralement la fonction d'approximation quadratique m est définie par les deux premiers termes de l'approximation de Taylor de f autours de x_k (3.8), comme décrit par Moré et Sorensen [137]. La région de confiance R_k a alors une forme ellipsoïdale autour de x_k.

$$\begin{cases} \min_p\left(\frac{1}{2} \cdot p^T \cdot H \cdot p + p^T \cdot \nabla f\right) \\ x_k + p \ ; \ \|D \cdot p\|_2 \leq \Delta\} \end{cases} \tag{3.8}$$

D est une matrice diagonale d'échelle telle que $\|r\|_2 \equiv \|D \cdot p\|_2$. H représente le hessien de la fonction f et ∇f son gradient. Lorsque le hessien est calculé de façon exacte, la méthode est dite à région de confiance de Newton. Certains optimiseurs numériques permettent de résoudre ce nouveau problème d'optimisation quelle que soit la dimension du sous-espace de la région de confiance [137] avec, par exemple, les méthodes du point de Cauchy ou de Dogleg. Certains algorithmes utilisent conjointement des méthodes heuristiques pour résoudre ce problème [184]. L'optimiseur qui a été utilisé dans ce travail, restreint le sous-espace R_k à un espace de dimension 2 pour la résolution de ce problème, comme décrit par Branch *et al.*, [20], et Byrd *et al.*, [24]. Déterminer la solution optimale de p dans ce sous-espace S_k est alors fortement simplifié, la complexité du travail étant alors de parvenir à définir correctement ce sous-espace, comme le décrit la méthode de Steihaug [184].

Dans le cas général, la méthodologie retenue pour définir ce sous-espace se base sur le gradient conjugué préconditionné. Ainsi, le solveur défini S_k selon la base s_1 et s_2, avec s_1 la direction du gradient de f, c'est-à-dire (∇f) et s_2 correspondant soit à la direction de Newton, donc à la solution de (3.9), soit à la direction de la courbure négative, telle que solution de (3.10).

$$H \cdot s_2 = -\nabla f \tag{3.9}$$

$$s_2^T \cdot H \cdot s_2 < 0 \tag{3.10}$$

Le choix de S est fait pour accélérer la convergence, si possible en empruntant la direction de la plus forte pente, afin d'obtenir une convergence locale rapide.

Dans le cas de la minimisation des moindres carrés non-linéaires, une valeur approchée de la direction selon la méthode de Gauss-Newton est calculée. La valeur de p, solution de l'équation (3.11), est alors utilisée pour aider à définir le sous-espace S_k.

$$\min_s \|J \cdot s + f(s)\|_2^2 \tag{3.11}$$

J représente la matrice jacobienne de f.

La résolution de ce problème d'optimisation pour trouver le sous-espace utilise alors à chaque itération la méthode du gradient conjugué préconditionné (3.12).

$$J^T \cdot J \cdot s = -J^T \cdot f(s) \tag{3.12}$$

3.1.3 Identification d'un modèle non-linéaire de type « boîte noire » de la forme Hammerstein-Wiener

3.1.3.1 Description

Lorsque la connaissance du système à modéliser est trop faible pour définir facilement des équations le décrivant, ou qu'aucun modèle de type boîte grise n'a permis d'identifier un modèle suffisamment précis, peuvent être utilisés des modèles de type boîte noire.

Il en existe de différentes sortes, linéaires ou non-linéaires. Pour la modélisation de la chaufferie nous avons retenu une modélisation non-linéaire. Il existe différentes structures de modèles boîtes noires non-linéaires, les plus connues étant les modèles ARX non-linéaires et les modèles Hammerstein-Wiener. Ces deux types de modèles ont en commun l'utilisation conjointe d'une structure linéaire et d'une structure non-linéaire.

Les modèles de type Hammerstein-Wiener sont basés sur des fonctions de transfert linéaires $\left(X(z) = \frac{B(z)}{A(z)} \cdot W(z)\right)$ auxquelles sont ajoutées des non-linéarités statiques au niveau des entrées et/ou des sorties. Lorsqu'on ajoute des non-linéarités au niveau des entrées $(w(t) = f(u(t)))$ on parle de modèles de Hammerstein [29, 185, 209] alors que lorsqu'on utilise des non-linéarités sur les sorties $(y(t) = h(x(t)))$ le modèle est dit de Wiener [80, 201, 208]. Un modèle possédant à la fois des non-linéarités sur les entrées et les sorties est donc appelé modèle de Hammerstein-Wiener (figure 3.1) de type N-L-N (N pour non linéaire et L pour linéaire) [210]. Il existe d'autres façons de combiner ces blocs, par exemple en plaçant deux blocs linéaires autour d'un bloc non-linéaire (L-N-L), on parle alors de modèle de Wiener-Hammerstein [19].

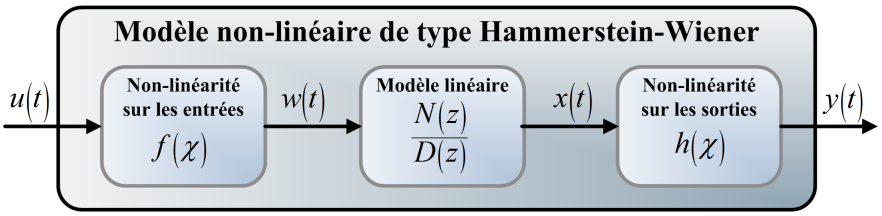


Figure 3.1 – Modèle de type Hammerstein-Wiener

Le modèle choisi pour cette étude est un modèle de Hammerstein-Wiener. Ce type de modèle présente des avantages. Tout d'abord il permet de définir de façon simple, à la fois la dynamique du système, par l'utilisation de fonctions de transfert, et des non-linéarités par un choix large et flexible de fonctions statiques non-linéaires. Le découpage en blocs permet également d'utiliser une partie des informations sures, sur le processus (non-linéarité, modèle linéarisé ...), et de n'identifier que les paramètres des autres blocs. Ainsi, l'utilisation de ce type de modèles peut répondre de façon intéressante à la modélisation d'un grand nombre

de systèmes. De plus, sa structure reste proche de la théorie des systèmes linéaires puisque le bloc central reste une fonction de transfert. Ce type de modèles convient également très bien à l'identification des processus en boucle fermée. Son aspect orienté par blocs, avec fonctions de transfert et non-linéarités statiques, lui permet de limiter le coût de la procédure de modélisation, par rapport à une modélisation phénoménologique. Enfin, de par les éléments qui le constituent, ce type de modèles est généralement facile à utiliser pour faire *a posteriori* du contrôle (rapidité d'exécution) [210]. Cependant, il est à noter que cette définition séparée des blocs linéaires et non linéaires peut entraîner une surparamétrisation et une redondance entre les différents blocs qui peut gêner en partie la procédure d'identification.

3.1.3.2 Les non-linéarités

Les non-linéarités en entrée et en sortie peuvent être de plusieurs sortes, les fonctions types $\theta(\tau)$ les plus courantes étant décrites ci-après. Il est également possible de ne pas utiliser de non-linéarité pour certaines entrées ou certaines sorties.

Fonctions affines par morceaux. Cette non-linéarité est la plus couramment utilisée. τ est défini sur n intervalles $\mathbb{I}_n$ continus et on a n fonctions affines par morceaux : $\theta(\tau) = a_i \times \tau + b_i$ avec $i \in [\![1, n]\!]$, a_i et b_i représentant les coefficients a et b de la fonction affine sur l'intervalle $\mathbb{I}_i$. La fonction affine par morceaux n'est pas forcément continue sur la réunion de l'ensemble des intervalles.

Couche de fonctions sigmoïdes. Dans ce cas, la fonction θ représente la sortie d'un réseau de n fonctions sigmoïdes par entrée du modèle. Cette sortie est décrite par l'expression (3.13) avec $\kappa(\tau)$ la fonction sigmoïde (3.14), υ la moyenne du vecteur utilisé pour la régression du modèle. P et Q sont des matrices de projection obtenues par une analyse en composante principale du vecteur de données estimé. α, γ et δ sont des scalaires et β un vecteur tel que $(\tau - \upsilon_k) \cdot Q \cdot \beta_k$ soit un scalaire. L est un vecteur tel que $(\tau - \upsilon) \cdot P \cdot L$ soit également un scalaire.

$$\theta(\tau) = (\tau - \upsilon) \cdot P \cdot L + \sum_{k=1}^{n} \left(\alpha_k \cdot \kappa\left((\tau - \upsilon) \cdot Q \cdot \beta_k - \gamma_k\right)\right) + \delta \tag{3.13}$$

$$\kappa(\tau) = \frac{1}{1 + \exp^{-\tau}} \tag{3.14}$$

Couche d'ondelettes. Ici $\theta(\tau)$ est la sortie d'un réseau de n ondelettes. Cette fonction est décrite par l'équation (3.15) avec cette fois $\sigma(\tau)$ la fonction décrivant la fonction de l'ondelette (3.16) et $\lambda(\tau)$ la fonction d'échelle (3.17) associée à l'ondelette σ. Les considérations pour L, Q, α, β, γ et δ sont identiques. De plus amples explications concernant les ondelettes sont regroupés dans le chapitre V section 5.2.

$$\theta(\tau) = (\tau - \upsilon) \cdot P \cdot L + \sum_{k=1}^{n} \left(\alpha_{\sigma_k} \cdot \sigma\left(\beta_{\sigma_k}\left(\tau - \upsilon\right) \cdot Q - \gamma_{\sigma_k}\right) + \alpha_{\lambda_k} \cdot \lambda\left(\beta_{\lambda_k}\left(\tau - \upsilon\right) \cdot Q - \gamma_{\lambda_k}\right)\right) + \delta \tag{3.15}$$

$$\sigma(\tau) = \left(\dim(\tau) - \tau^T \cdot \tau\right) \cdot \exp^{-0.5 \cdot \tau^T \cdot \tau} \tag{3.16}$$

$$\lambda(\tau) = \exp^{-0.5 \cdot \tau^T \cdot \tau} \tag{3.17}$$

Fonction polynomiale. Avec ce type de non-linéarités, la variable de sortie est une fonction polynomiale d'ordre n, fonction de la variable d'entrée (3.18).

$$\theta(\tau) = \sum_{k=0}^{n} \alpha_k \cdot \tau^k \tag{3.18}$$

Saturations. La non-linéarité par saturation permet de restreindre l'évolution de la valeur d'une variable sur un intervalle dont on fixe la limite inférieure η_{inf} et la limite supérieure η_{sup} (3.19)

$$\begin{cases} \eta_{inf} \leq \tau < \eta_{sup} & \Rightarrow \quad \theta(\tau) = \tau \\ \tau < \eta_{inf} & \Rightarrow \quad \theta(\tau) = \eta_{inf} \\ \tau \geq \eta_{sup} & \Rightarrow \quad \theta(\tau) = \eta_{sup} \end{cases} \tag{3.19}$$

Zones mortes. Cet estimateur non-linéaire permet de définir une zone morte pour laquelle τ compris entre ϵ_{inf} et ϵ_{sup} est nul (3.20).

$$\begin{cases} \epsilon_{inf} \leq \tau < \epsilon_{sup} & \Rightarrow \quad \theta(\tau) = 0 \\ \tau < \epsilon_{inf} & \Rightarrow \quad \theta(\tau) = \tau - \epsilon_{inf} \\ \tau \geq \epsilon_{sup} & \Rightarrow \quad \theta(\tau) = \tau - \epsilon_{sup} \end{cases} \tag{3.20}$$

3.1.3.3 Le bloc de transfert linéaire

Le bloc central d'un modèle de type Hammerstein-Wiener est composé d'un bloc de fonctions de transfert linéaires en temps discret noté génériquement $\frac{N(z)}{D(z)}$. Chaque sortie correspond alors à la somme des sorties des fonctions de transfert la reliant à chaque entrée. Notons également que l'influence de chaque entrée sur chaque sortie peut être retardée par un retard pur z^{-r} avec $r \in \mathbb{N}$. Par exemple, pour un modèle comportant n_u variables d'entrées et n_y variables de sortie, on obtient la représentation du bloc linéaire décrit par la figure 3.2. Ainsi la sortie j, notée $x_j(k)$, dépendant des entrée $w_1(k)$ à $w_{n_u}(k)$, sera égale à la somme des sorties des fonctions de transfert $\frac{N_{1/j}(z)}{D_{1/j}(z)}$ à $\frac{N_{1/j}(z)}{D_{1/j}(z)}$ en considérant les retards purs associés (3.21).

$$X_j(z) = \sum_{i=1}^{n_u} \left(\frac{N_{j/i}(z)}{D_{j/i}(z)} \cdot z^{-r_{i/j}} \cdot W_i(z) \right) \tag{3.21}$$

L'identification des paramètres de la partie linéaire de ce modèle implique de définir tout d'abord un ordre pour chaque fonction de transfert $\frac{N_{i/j}(z)}{D_{i/j}(z)}$ et pour les retards purs $z^{-r_{i/j}}$.

3.1.3.4 Processus d'identification

Plusieurs méthodes spécifiques à ce type de modèles ont été développées pour optimiser et améliorer l'identification paramétrique des modèles de Hammerstein-Wiener. Zhu [210] détaille une méthode d'estimation basée sur un schéma numérique itératif à relaxation minimisant la fonction coût de l'erreur. Bai [12] propose une méthode d'identification qui se déroule en deux étapes successives. D'abord une méthode d'estimation par les moindres carrés est utilisée, puis l'identification se termine par une étape qui utilise une décomposition en valeurs singulières. Les mêmes auteurs ont depuis proposé une méthode basée sur l'approche aveugle pour évaluer les paramètres d'un modèle de Hammerstein-Wiener à partir de l'erreur de sortie [13]. Biagiola et Figueroa [15] proposent pour les modèles SISO (Single Input Single Output) une méthode d'estimation non-itérative pour l'estimation de modèles soit de Hammerstein soit de Wiener en caractérisant l'incertitude de la modélisation. Enfin, Guo [86] propose une méthode d'identification récursive pour ce type de modèles basée sur l'erreur de prédiction et la pseudo-régression des parties non-linéaires par transformation pseudo-linéaire, que celles-ci soient continues ou discontinues.

Dans le cadre de ce travail sur la chaufferie de La Rochelle, le processus d'identification a utilisé le même type de méthodes d'optimisation des paramètres que dans le cas des modèles boîtes grises. Le problème se formalise alors grâce à la méthode de minimisation de l'erreur de prédiction, le problème d'optimisation paramétrique étant résolu par la méthode des moindres carrés non linéaires avec l'algorithme de la région de confiance de Newton.

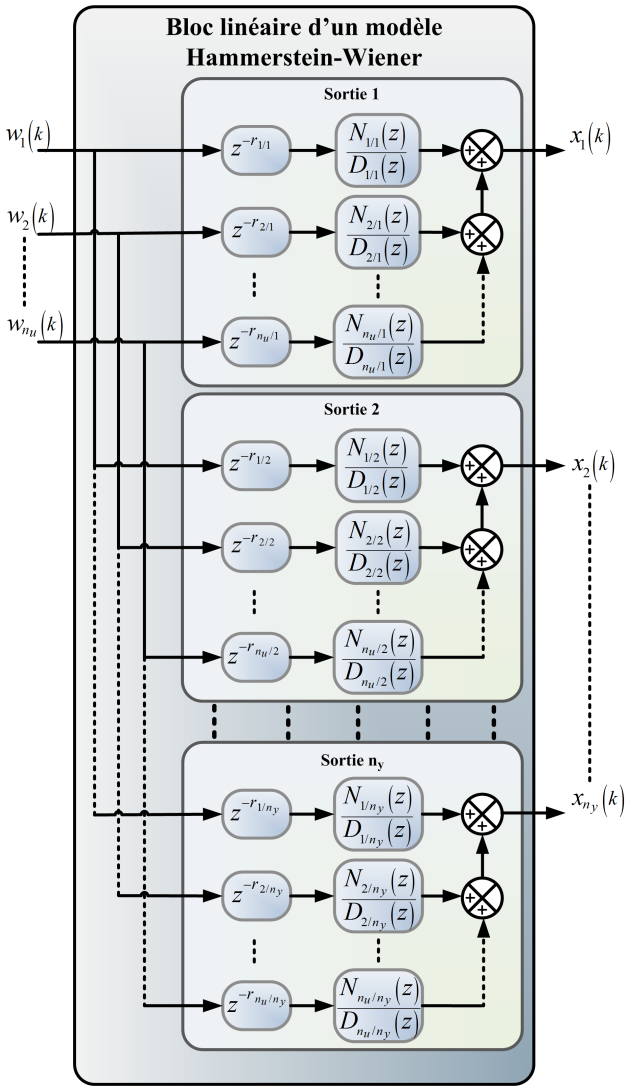


Figure 3.2 – Bloc linéaire d'un modèle Hammerstein-Wiener

3.1.4 Définition des indices de comparaison

3.1.4.1 Coefficient de ressemblance (FIT)

Nous introduisons ici un premier coefficient, appelé FIT, qui permet de juger de la ressemblance entre un vecteur de données expérimentales, V_{exp}, et un vecteur modélisé, V_{mod}. L'équation (3.22) présente ce calcul, le résultat étant exprimé en pourcentage. Une valeur de 100 indique une ressemblance parfaite entre les vecteurs comparés, alors qu'une valeur proche de 0 indique que le vecteur modélisé n'a pas un comportement plus proche du vecteur expérimental que la moyenne de ce vecteur expérimental $\langle V_{exp} \rangle$.

$$FIT = 100 \times \left(1 - \frac{\|V_{mod} - V_{exp}\|_2}{\|V_{exp} - \langle V_{exp} \rangle\|_2}\right) \tag{3.22}$$

3.1.4.2 Écart Relatif Moyen (ERM)

Nous introduisons maintenant un second coefficient d'analyse, appelé ERM pour *Écart Relatif Moyen*, qui permet de quantifier l'écart relatif entre le vecteur expérimental, V_{exp}, et le vecteur modélisé, V_{mod}. L'équation (3.23) présente ce calcul, le résultat étant lui aussi exprimé en pourcentage. Basé sur le calcul plus classique

de l'erreur relative moyenne (MRE), il normalise l'écart non pas par la valeur du signal expérimental mais par l'écart entre la valeur maximale et la valeur minimale de ce vecteur expérimental. Ceci évite les problèmes quand un signal est proche de zéro en supprimant l'influence de la composante continue d'un signal.

$$ERM = 100 \times \left\langle \frac{|V_{mod} - V_{exp}|}{|\max(V_{exp}) - \min(V_{exp})|} \right\rangle \tag{3.23}$$

3.1.5 Conclusion

Les méthodes de modélisation et d'identification utilisées pour l'obtention de modèles ont été décrites. À partir de cette méthodologie, les paramètres des équations algébriques ou différentielles décrivant les différentes variables physiques de la chaufferie sont identifiées. Selon la connaissance de l'interaction physique entre les variables ou de la pertinence des résultats, un choix itératif est réalisé pour modéliser telle ou telle variable avec un modèle de type boîte grise (3.1.2) ou boîte noire (3.1.3). Suite à l'optimisation des paramètres, les courbes simulées et expérimentales sont comparées grâce aux indices précédents ERM (3.23) et FIT (3.22).

3.2 Description générale la chaufferie de La Rochelle

3.2.1 Description

Dans cette section, est décrit en détail le fonctionnement des différentes parties constituant la chaufferie collective ainsi que les équations permettant de la modéliser. Les résultats de l'identification à partir des données expérimentales relevées sur le site sont également présentés. La figure 3.3 présente la partie du travail qui est ici réalisée dans le contexte du projet OptiEnR.

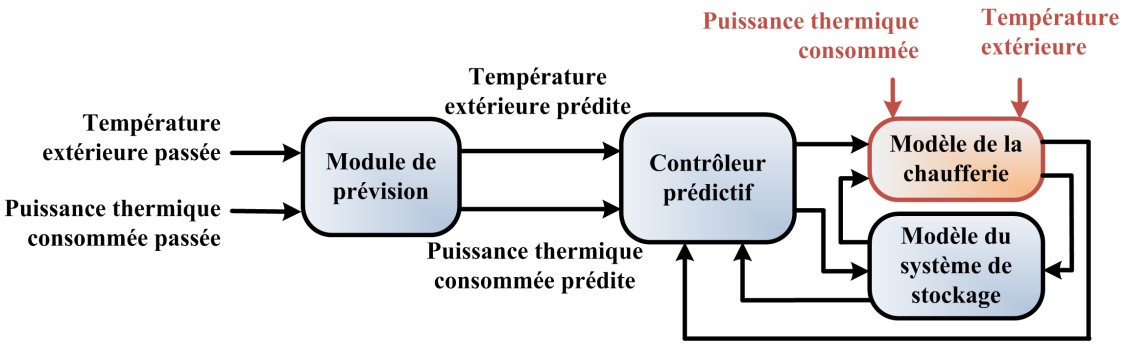


Figure 3.3 – Schéma général du projet (Modélisation)

La chaufferie collective de La Rochelle (3.4) est constituée de trois chaudières permettant d'alimenter en eau chaude un réseau de chaleur. La chaudière principale qui est utilisée en permanence est une chaudière à bois de 4,5 MW (3.3.2), tandis qu'une chaudière de 7 MW alimentée en gaz ou fioul (3.3.3) est utilisée en appoint. Une troisième chaudière de 15 MW, fonctionnant au gaz est utilisée en secours en cas de défaillance des deux chaudières. Celle-ci n'est pas considérée dans la présente étude en raison de sa non-utilisation pendant le déroulement de ce projet. La défaillance technique des chaudières n'est pas non plus prise en compte dans cette étude.

L'eau chauffée par les chaudières est transmise sur le même circuit hydraulique, appelé ici « circuit collecteur » (3.3.4).

Le réseau de chaleur (3.3.7), d'un volume de 3000 m^3 d'eau, alimente en chaleur, par débit variable (3.3.6), des habitations ou des bâtiments publics, pour un total (équivalent au chauffage) d'environ 2700 logements. S'ajoute au chauffage l'eau chaude sanitaire fournie pour un total (équivalent) de 800 habitations.

Une bouteille de découplage hydraulique (3.3.5) permet de séparer hydrauliquement les circuits collecteur et réseau. Elle est nécessaire pour relier ces deux circuits hydrauliques dont les débits varient indépendamment l'un de l'autre (débits toujours différents).

Une centrale de cogénération (3.3.8) fait également partie de la chaufferie et produit de l'électricité et de la chaleur. Une partie de l'eau froide revenant du réseau est réchauffée par celle-ci, via un échangeur thermique, avant de retourner vers la bouteille de découplage hydraulique et de revenir sur le circuit collecteur.

Enfin, un contrôleur général (3.3.1) permet de faire l'acquisition des différentes variables en temps réel et de gérer l'enclenchement des chaudières en définissant les températures de consigne de la chaufferie. Son fonctionnement est modifié par la variation (externe à la chaufferie) de la température extérieure.

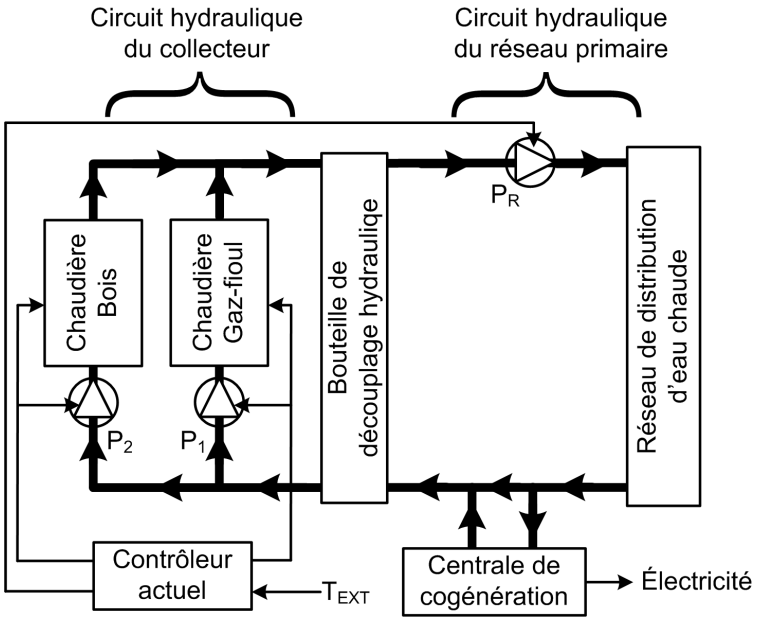


Figure 3.4 – Synoptique de la chaufferie collective de La Rochelle

3.2.2 Découpage de la modélisation

La chaufferie étant composée de nombreux éléments caractérisés par différentes variables physiques, la procédure de modélisation et d'identification a suivi un processus itératif avec un découpage en plusieurs niveaux des différentes variables physiques de la chaufferie. Ce processus en plusieurs étapes est détaillé par la figure 3.5.

Premièrement, les données qui ont été relevées sur le site ont été pré-traitées pour supprimer les données aberrantes et ré-échantillonner certaines variables dont la période d'échantillonnage était trop importante. Ensuite, certaines variables qui étaient non mesurées ont été reconstruites quand cela était possible (à partir d'informations adaptées).

L'évolution de chacune des variables mesurées doit alors être modélisée. Pour commencer, nous définissons pour chaque variable les entrées influentes et les équations (différentielles, algébriques ou logiques) qui vont définir la structure du modèle pour la variable considérée. Ainsi, chaque variable dépend de variables d'entrée, elles aussi mesurées sur le site de la chaufferie, et d'un certain nombre de paramètres dont les valeurs ne sont pas forcément connues. Une valeur initiale leur est attribuée et le premier processus d'optimisation peut calculer les valeurs optimales des paramètres qui minimisent l'erreur d'identification de chaque variable modélisée prise séparément. L'analyse des résultats permet de juger si la structure d'identification proposée

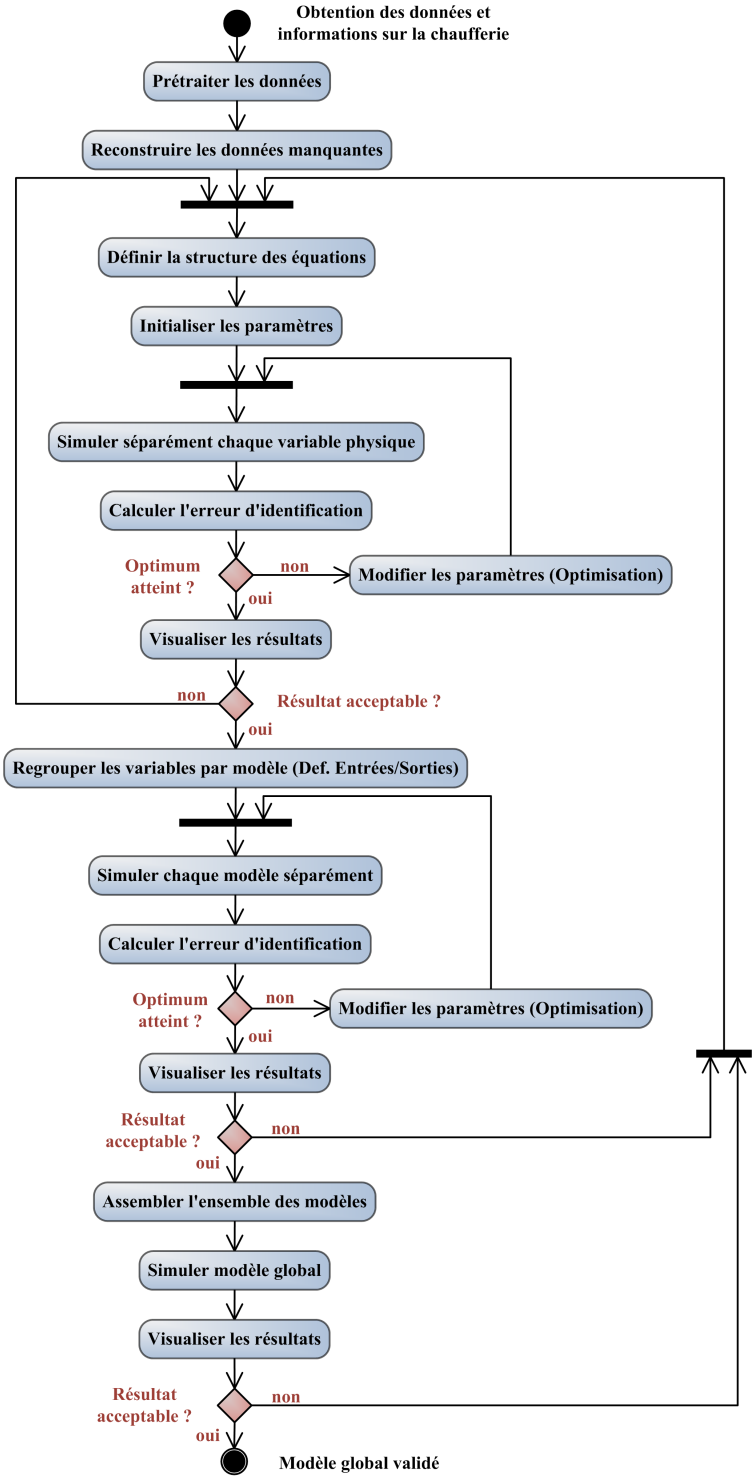


Figure 3.5 – Modélisation de la chaufferie

est pertinente. Si ce n'est pas le cas, la structure doit être modifiée et le processus d'optimisation recommence pour la variable considérée.

Dès lors que toutes les variables de la chaufferie sont modélisées par des modèles qui donnent des résultats pertinents, les variables physiques sont regroupées par entité. Ainsi, on définit des modèles-entités (chaudière bois, collecteur, réseau...) qui prennent uniquement en entrée l'ensemble des variables exogènes. Chaque

modèle est alors paramétrable par l'ensemble des paramètres des différentes variables de sortie constituant ce modèle-entité. Les paramètres sont initialisés aux valeurs déterminées lors du premier processus d'optimisation variable par variable, le second processus d'optimisation permettant de calculer les valeurs optimales des paramètres du modèle-entité (chaudière, collecteur réseau...). La différence par rapport à la première phase est que les variables à l'intérieur d'un modèle sont liées entre elles, c'est-à-dire qu'elles utilisent les valeurs calculées par les variables de leur propre modèle-entité. L'influence des variables exogènes au modèle-entité sur chaque variable du modèle est donc fortement réduite, puisqu'au sein d'un modèle les variables dépendent très souvent les unes des autres. Si le résultat issu de l'optimisation des paramètres n'est pas probant c'est qu'il faut redéfinir la structure des équations des différentes variables du modèle.

Une fois que chaque modèle possède une structure et des paramètres dont les valeurs lui assurent une réponse générale cohérente, l'ensemble des modèles est assemblé pour aboutir au modèle global de la chaufferie. L'ensemble des modèles constituant la chaufferie, leurs inter-connexions, et les variables exogènes au modèle sont représentés sur la figure 3.6.

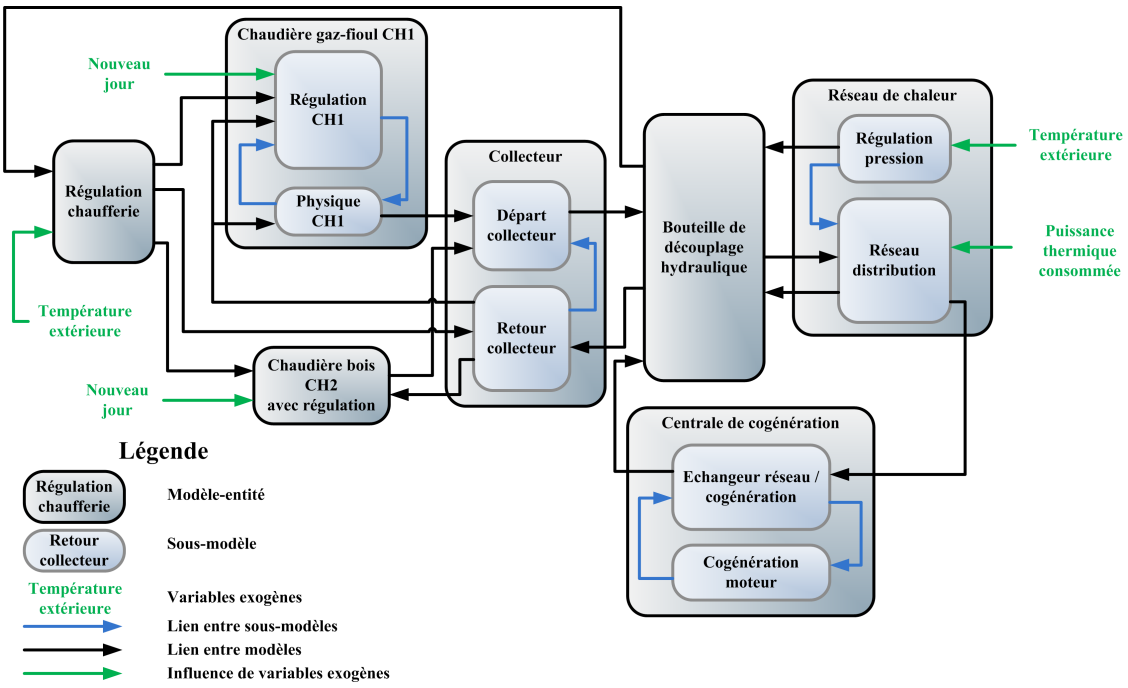


Figure 3.6 – Procédure de modélisation de la chaufferie

Ce modèle global ne répond alors qu'aux variables exogènes, c'est-à-dire les variables extérieures à la chaufferie qui ne peuvent pas être calculées par des modèles mais qui influent sur le fonctionnement de la chaufferie. Il s'agit de la température extérieure et de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. Le modèle global peut alors être simulé pour connaître sa réponse à ces influences extérieures. A cette étape, il ne s'agit pas de ré-identifier globalement les paramètres de l'ensemble de la chaufferie car le nombre de paramètres et de variables est très important et ne conduit pas facilement à une convergence globale de fonctionnement, même si l'erreur d'identification peut diminuer. Si le modèle ne donne pas satisfaction, il faut plutôt identifier les modèles qui posent problème et tenter de les améliorer, en revoyant leurs structures respectives.

3.2.3 Notation des variables et des paramètres

De manière générale, et en l'absence de description spécifique à certains paramètres, le paramètre p_i^j est tel que j dénote la variable physique auquel appartient le paramètre p et i dénote un indice particulier pour ce paramètre dans la modélisation de cette variable. Exemple : Pour $\alpha_{1,3}^{T_{truc}}$, on sait que ce paramètre est lié à la modélisation de la variable T_{truc}, et qu'il s'agit du paramètre α indicé par (1,3) dans les équations du modèle de cette variable.

De même, est utilisée une notation identique pour les états internes (non physiques) x_i^j d'un modèle associé à une variable physique.

L'indice (k), avec $k \in \mathbb{N}$, dénote l'indice temporel discret associé à la période d'échantillonnage $T_E = 300\,\text{s}$ tel que $t = k \cdot T_E$.

3.3 Modélisation de la chaufferie

3.3.1 Régulation générale de la chaufferie

3.3.1.1 Description

Le modèle décrivant la régulation de la chaufferie prend en entrée la température extérieure, T_{ext}, et la température au départ du collecteur, $T_{dep-col}$, et permet de calculer les sorties suivantes : la température de consigne du réseau, $T_{consi-res}$, l'enclenchement de la chaudière à bois, Enc_{CH2}, la température de consigne de la chaudière à bois, $T_{consi-CH2}$, l'enclenchement de la chaudière à gaz-fioul, Enc_{CH1}, la température de consigne cascade, $T_{consi-casc}$, et la température de consigne de la chaudière à gaz-fioul, $T_{consi-CH1}$.

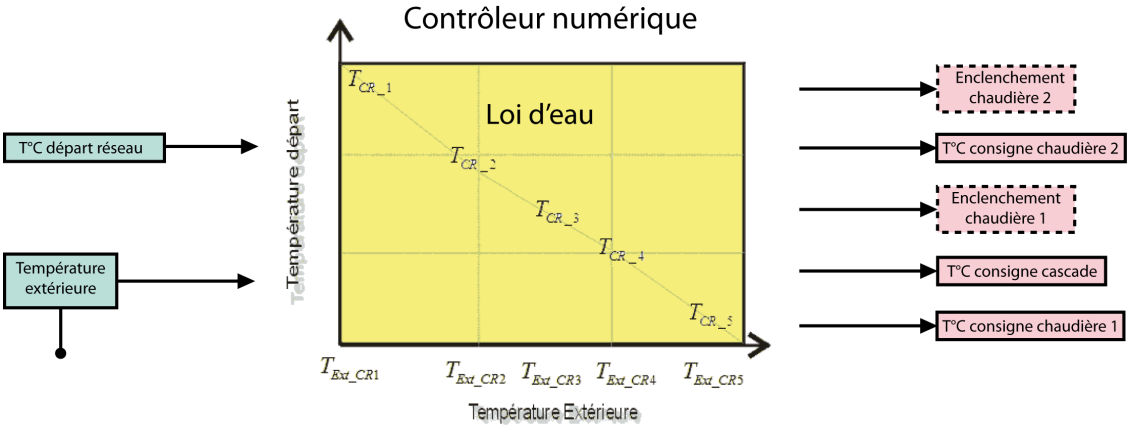


Figure 3.7 – Régulateur général de la chaufferie

3.3.1.2 Température de consigne du réseau ($\mathbf{T_{consi-res}}$)

Description. La température de consigne du réseau, $T_{consi-res}$, correspond à la température désirée pour l'eau qui doit être envoyée sur le réseau primaire. Cette consigne est calculée selon une « loi d'eau », c'est-à-dire une fonction affine par morceau dépendant de la température extérieure, comme on peut le voir sur la figure 3.7. Les valeurs des points des 5 discontinuités ont été fournies au début du projet par Cofely GDF-SUEZ mais avaient été modifiées entre temps par les opérateurs, ce qui a nécessité de les retrouver par identification.

Modélisation. Il s'agit également de déterminer les coefficients a_{CR} et b_{CR} de l'équation linéaire pour chaque morceau de droite tels que $T_{consi-res} = a_{CR} \cdot T_{ext} + b_{CR}$. Les systèmes d'équations algébro-conditionnelles

(3.24)-(3.25) modélisent le calcul de la température de consigne du réseau.

$$\begin{array}{rcl} T_{ext} \leq T_{ext-CR_1} & \Rightarrow & T_{consi-res} = T_{CR_1} \\ T_{ext-CR_1} \leq T_{ext} \leq T_{ext-CR_2} & \Rightarrow & T_{consi-res} = a_{CR_{1,2}} \cdot T_{ext} + b_{CR_{1,2}} \\ T_{ext-CR_2} \leq T_{ext} \leq T_{ext-CR_3} & \Rightarrow & T_{consi-res} = a_{CR_{2,3}} \cdot T_{ext} + b_{CR_{2,3}} \\ T_{ext-CR_3} \leq T_{ext} \leq T_{ext-CR_4} & \Rightarrow & T_{consi-res} = a_{CR_{3,4}} \cdot T_{ext} + b_{CR_{3,4}} \\ T_{ext-CR_4} \leq T_{ext} \leq T_{ext-CR_5} & \Rightarrow & T_{consi-res} = a_{CR_{4,5}} \cdot T_{ext} + b_{CR_{4,5}} \\ T_{ext} \geq T_{ext-CR_5} & \Rightarrow & T_{consi-res} = T_{CR_5} \end{array} \tag{3.24}$$

avec les coefficients $a_{CR_{i,i+1}}$ et $b_{CR_{i,i+1}}$ définis $\forall i \in [\![1,4]\!]$ par :

$$\begin{array}{rcl} a_{CR_{i,i+1}} & = & \frac{T_{CR_{i+1}} - T_{CR_i}}{T_{ext-CR_{i+1}} - T_{ext-CR_i}} \\ b_{CR_{i,i+1}} & = & T_{CR_i} - a_{CR_{i,i+1}} \cdot T_{ext-CR_i} \end{array} \tag{3.25}$$

Ce système d'équations conditionnelles peut se reformuler sous forme logico-algébrique (3.26) $\forall i \in [\![1,4]\!]$ et $\forall j \in \{0;5\}$:

$$\begin{array}{rcl} \delta_{CR_{0,1}} & = & T_{ext} \leq T_{ext-CR_1} \\ \delta_{CR_{i,i+1}} & = & (T_{ext-CR_i} \leq T_{ext}) \wedge (T_{ext} \leq T_{ext-CR_{i+1}}) \\ \delta_{CR_{5,6}} & = & T_{ext} \geq T_{ext-CR_5} \\ a_{CR_{j,j+1}} & = & 1 \\ b_{CR_{j,j+1}} & = & 0 \\ \textit{Équations} & (3.25) & \\ T_{consi-res} & = & \sum_{m=0}^{5} \left(\delta_{CR_{m,m+1}} \cdot \left(a_{CR_{m,m+1}} \cdot T_{ext} + b_{CR_{m,m+1}} \right) \right) \end{array} \tag{3.26}$$

3.3.1.3 Enclenchement de la chaudière à bois ($\mathbf{Enc_{CH2}}$)

Description. La variable Enc_{CH2} permet de définir à tout instant si la chaudière à bois (chaudière 2) est en fonctionnement ou non. En pratique, nous supposons que la chaudière à bois est toujours en fonctionnement, car elle ne s'arrête qu'en cas de défaillance technique, et c'est un cas de figure qui n'a pas été pris en compte pour cette étude.

Modélisation. Enc_{CH2} est représentée par une variable logique qui ne peut prendre que 2 états : 1 (chaudière enclenchée) ou 0 (chaudière arrêtée). Du fait du fonctionnement normalement ininterrompu de la chaudière à bois et du caractère non prévisible des défaillances techniques, la variable Enc_{CH2} modélisée se réduit à un état invariant décrit par (3.27). Il n'y a donc aucun paramètre à identifier à partir des données expérimentales. En réalité, l'étude des relevés des débits indique qu'à certains moments la chaudière à bois a été arrêtée pour cause de panne. Dans ce cas, on prendra en compte l'influence exogène, c'est-à-dire que la chaudière à bois ne fonctionnait pas, ce qui aboutit à $Enc_{CH2} = 0$.

$$Enc_{CH2} = 1 \tag{3.27}$$

3.3.1.4 Température de consigne de la chaudière à bois ($\mathbf{T_{consi-CH2}}$)

Description. La température de consigne de la chaudière à bois, $T_{consi-CH2}$, correspond à la température désirée de l'eau en sortie de la chaudière à bois. Tout comme la température de consigne du réseau, $T_{consi-res}$, celle-ci est calculée selon une « loi d'eau » qui dépend de la température extérieure. Selon le paramétrage fait par Cofely, 4 températures extérieures et 4 consignes de température de référence définissent la loi d'eau. Entre ces valeurs de référence, la température de consigne est donnée par une interpolation basée sur des fonctions affines par morceaux.

Modélisation. De même que pour la température de consigne du réseau, le modèle de la température de consigne de la chaudière bois est basé sur un système logico-algébrique (3.28). Ainsi $\forall i \in [\![1,3]\!]$ et $\forall j \in \{0;4\}$ on a :

$$\begin{array}{rcl}
\delta_{CB_{0,1}} & = & T_{ext} \leq T_{ext-CB_1} \\
\delta_{CB_{i,i+1}} & = & (T_{ext-CB_i} \leq T_{ext}) \wedge (T_{ext} \leq T_{ext-CB_{i+1}}) \\
\delta_{CB_{5,6}} & = & T_{ext} \geq T_{ext-CR_5} \\
a_{CB_{j,j+1}} & = & 1 \\
b_{CB_{j,j+1}} & = & 0 \\
a_{CB_{i,i+1}} & = & \frac{T_{CB_{i+1}} - T_{CB_i}}{T_{ext-CB_{i+1}} - T_{ext-CB_i}} \\
b_{CB_{i,i+1}} & = & T_{CB_i} - a_{CB_{i,i+1}} \cdot T_{ext-CB_i} \\
T_{consi-CH2} & = & \sum_{m=0}^{5} \left(\delta_{CB_{m,m+1}} \cdot \left(a_{CB_{m,m+1}} \cdot T_{ext} + b_{CB_{m,m+1}}\right)\right)
\end{array} \tag{3.28}$$

Des essais avec les valeurs fournies par Cofely au début du projet montrent que ces valeurs ne rendent pas correctement compte de l'évolution de la température de consigne de la chaudière bois. De ce fait, nous avons identifié l'ensemble des paramètres T_{ext-CB_i} et T_{CB_i} pour $i \in [\![1,3]\!]$

3.3.1.5 Enclenchement de la chaudière à gaz-fioul ($\mathbf{Enc_{CH1}}$)

Description. L'enclenchement de la chaudière gaz-fioul est basé sur de multiples cas et un certain nombre de processus avec des temporisations, dont une partie nous a été décrite. Tout d'abord, la chaudière à gaz-fioul ne s'enclencher que si la température extérieure est inférieure à 0°C. Si cette condition est remplie, l'enclenchement et le désenclenchement s'établissent principalement à partir de l'écart entre la température de consigne du réseau et la température de départ du collecteur. Si cet écart est supérieur à 3 °C (Ec_{on}), avec une température de départ du collecteur inférieur à la température de consigne du réseau, pendant une durée minimale et continue ($Tps_{Enc-CH1}$), la chaudière se met en marche. Dès que la chaudière est démarrée, celle-ci est obligée de fonctionner jusqu'à ce que l'écart de consigne soit supérieur à 1 °C (Ec_{stop}) cette fois-ci, avec une température de départ du collecteur supérieure à la température de consigne du réseau. Cependant, pour que la chaudière soit autorisée à s'arrêter, elle doit avoir fonctionné en continu pendant une durée minimale (Tps_{M-CH1}). Les valeurs données par Cofely faisaient état d'une temporisation de 10 minutes pour l'enclenchement et de 2 heures et 10 minutes pour le désenclenchement.

Modélisation. Il est possible de modéliser le comportement de ce régulateur par le système différentiel (3.29). $C_1^{Enc-CH1}$ indique si la température extérieure est inférieure à 0°C, $C_2^{Enc-CH1}$ indique si lorsque la chaudière est à l'arrêt, l'instant précédent, la température extérieure est supérieure à 0°C. $C_3^{Enc-CH1}$ indique si, en plus de $C_2^{Enc-CH1}$, l'écart de température est inférieur au seuil critique d'enclenchement de la chaudière. $C_4^{Enc-CH1}$ indique si la température extérieure actuelle doit faire stopper la chaudière, si celle-ci est en marche. Le temps actuel dans la temporisation avant l'enclenchement est représenté par le compteur $T_{Enc-CH1}$, alors que la temporisation avant l'arrêt est représenté par T_{M-CH1}

$$\begin{array}{rcl}
C_1^{Enc-CH1} & = & T_{ext}(k) \leq 0 \\
C_2^{Enc-CH1} & = & (1 - Enc_{CH1}(k)) \wedge \left(1 - C_1^{Enc-CH1}\right) \\
C_3^{Enc-CH1} & = & C_2^{Enc-CH1} \wedge ((T_{consi-res} - T_{dep-col}) > Ec_{on}) \\
C_4^{Enc-CH1} & = & Enc_{CH1}(k) \wedge \left(1 - C_1^{Enc-CH1}\right) \\
T_{M-CH1}(k+1) & = & \left(C_1^{Enc-CH1} + C_4^{Enc-CH1}\right) \times (T_{M-CH1}(k) + T_E) \\
T_{Enc-CH1}(k+1) & = & C_3^{Enc-CH1} \times (T_{Enc-CH1}(k) + T_E) \\
C_5^{Enc-CH1} & = & C_2^{Enc-CH1} \wedge (T_{Enc-CH1}(k+1) \geq Tps_{Enc-CH1}) \\
C_6^{Enc-CH1} & = & C_4^{Enc-CH1} \wedge \overline{(((T_{dep-col} - T_{consi-res}) > Ec_{stop}) \wedge (T_{M-CH1}(k+1) > Tps_{M-CH1}))} \\
Enc_{CH1}(k+1) & = & C_1^{Enc-CH1} + C_5^{Enc-CH1} + C_6^{Enc-CH1}
\end{array} \tag{3.29}$$

Il faut noter que le régulateur qui contrôle ce processus sur le site de La Rochelle fonctionne à un pas de temps de l'ordre de la seconde alors que les données que nous avons utilisées étaient échantillonnées à 5 minutes. Par ailleurs, d'autres processus non-identifiés précisément agissaient sur l'enclenchement de cette chaudière. Il est donc difficile de pouvoir retrouver exactement le même type de comportement seulement à partir de ces informations. C'est pourquoi nous avons cherché à optimiser les temporisations (Tps_{M-CH1}) et ($Tps_{Enc-CH1}$) pour s'approcher au mieux des données expérimentales.

3.3.1.6 Température de consigne cascade ($\mathbf{T_{consi-casc}}$)

Description. La chaudière gaz-fioul ne doit se mettre en marche pour suivre la consigne de température du réseau que si le régulateur du réseau décide son enclenchement. Ainsi, pour l'utiliser correctement, il faut lui définir une consigne de température nulle quand elle ne doit pas fonctionner, et dans le cas contraire lui définir comme consigne la consigne de départ du réseau.

Modélisation. La consigne cascade $T_{consi-casc}$ est donc égale à la température de consigne du réseau $T_{consi-res}$ conditionnée par la variable d'enclenchement de cette chaudière Enc_{CH1}. (3.30)

$$T_{consi-casc} = Enc_{CH1} \cdot T_{consi-res} \tag{3.30}$$

3.3.1.7 Température de consigne de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{consi-CH1}}$)

Description. Afin d'éviter un démarrage trop brutal de la chaudière à gaz-fioul, avec une consigne de température très supérieure à la température initiale de l'eau dans la chaudière, la consigne de température cascade n'est pas appliquée directement à la chaudière à gaz-fioul mais est préalablement filtrée. Cependant, lorsque la chaudière à gaz-fioul doit être arrêtée, il ne faut pas que sa durée d'utilisation, et donc la consommation inutile d'énergie fossile, soit allongée à cause d'une constante de temps résultant du filtrage de la consigne. Lors de l'arrêt, la coupure est donc brutale et non filtrée.

Modélisation. Le filtre utilisé en pratique est du premier ordre mais échantillonné avec un pas temporel d'une seconde. D'autres éléments auxquels nous n'avons pas accès entrent également en jeu pour filtrer cette consigne. Il est donc exclu de pouvoir l'utiliser telle quelle. Nous avons donc redéfini (3.31) une structure filtrant la température de consigne cascade $T_{consi-casc}$ pour calculer la température de consigne de la chaudière gaz-fioul $T_{consi-CH1}$. On utilise également la variable d'enclenchement pour s'assurer de la coupure immédiate de la chaudière.

$$T_{consi-CH1}(k+1) = Enc_{CH1} \cdot \left(alpha^{T_{consi-CH1}} \cdot T_{consi-CH1}(k) + beta^{T_{consi-CH1}} \cdot T_{consi-casc}(k) \right) \tag{3.31}$$

3.3.1.8 Résultats de l'identification

Le processus d'identification du modèle de la régulation du réseau a permis d'identifier les paramètres regroupés dans le tableau 3.1. Les figures 3.8, 3.9, 3.10, 3.11 présentent les sorties du modèle, comparées aux relevés expérimentaux. Dans l'ensemble, les résultats sont assez satisfaisants, notamment les consignes de température du réseau et de la chaudière bois qui sont calculées uniquement à partir de la température extérieure. Les résultats concernant le calcul des consignes cascade et de la chaudière gaz-fioul sont moins bons mais restent cohérents. Le calcul de ces deux variables est en fait fortement handicapé par le calcul de l'enclenchement de la chaudière à gaz-fioul qui est parfois approximatif, en témoignent les consignes de température qui parfois sont activées en avance, en retard ou au mauvais moment. La similitude est toutefois acceptable si on tient compte de la méconnaissance du système et du fort sous-échantillonnage des mesures par rapport au fonctionnement réel.

Paramètre	Valeur	Unité	Paramètre	Valeur	Unité
T_{ext-CR_1}	−6,096	℃	T_{ext-CR_2}	3,525	℃
T_{ext-CR_3}	9,615	℃	T_{ext-CR_4}	11,19	℃
T_{ext-CR_5}	18,38	℃	T_{CR_1}	96,80	℃
T_{CR_2}	84,96	℃	T_{CR_3}	82,31	℃
T_{CR_4}	80,21	℃	T_{CR_5}	70,30	℃
T_{ext-CB_1}	−2,368	℃	T_{ext-CB_2}	2,297	℃
T_{ext-CB_3}	10,40	℃	T_{ext-CB_4}	16,65	℃
T_{CB_1}	101,6	℃	T_{CB_2}	100,4	℃
T_{CB_3}	87,15	℃	T_{CB_4}	85,05	℃
$Tps_{Enc-CH1}$	60	s	Tps_{M-CH1}	130	mn
$alpha^{T_{consi-CH1}}$	$1{,}073\times10^{-1}$	–	$beta^{T_{consi-CH1}}$	$8{,}783\times10^{-1}$	–

Tableau 3.1 – Paramètres identifiés pour le modèle de la régulation du réseau

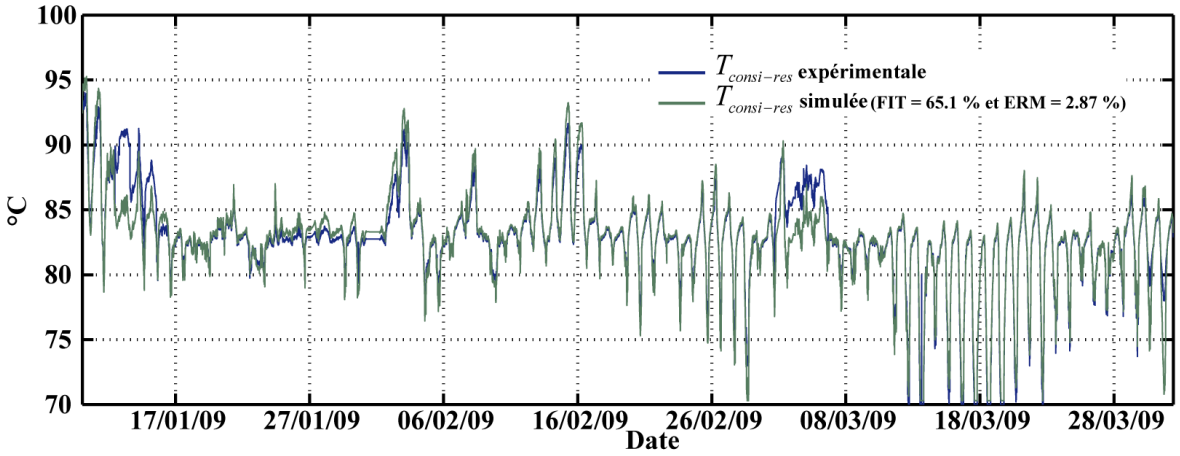


Figure 3.8 – Température de consigne du réseau

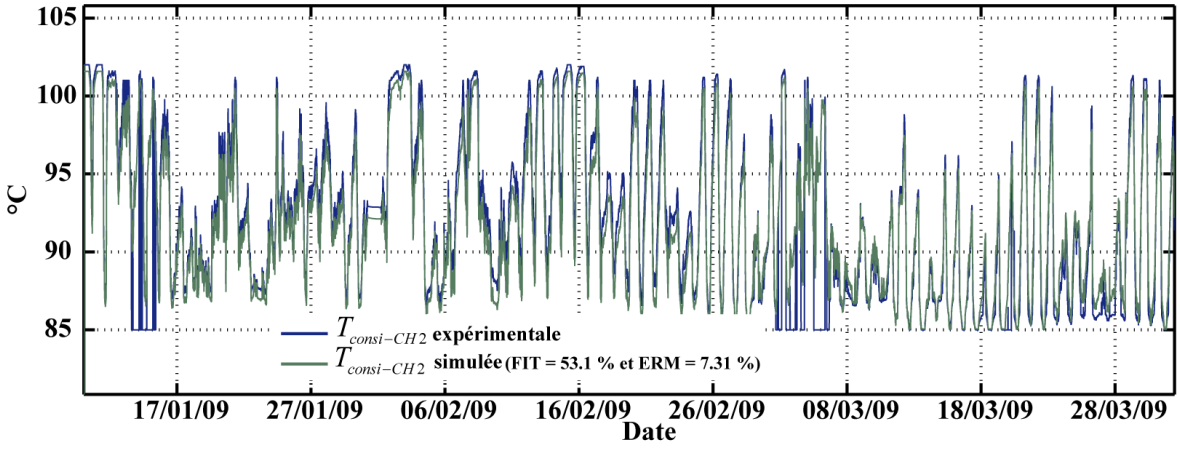


Figure 3.9 – Température de consigne de la chaudière à bois

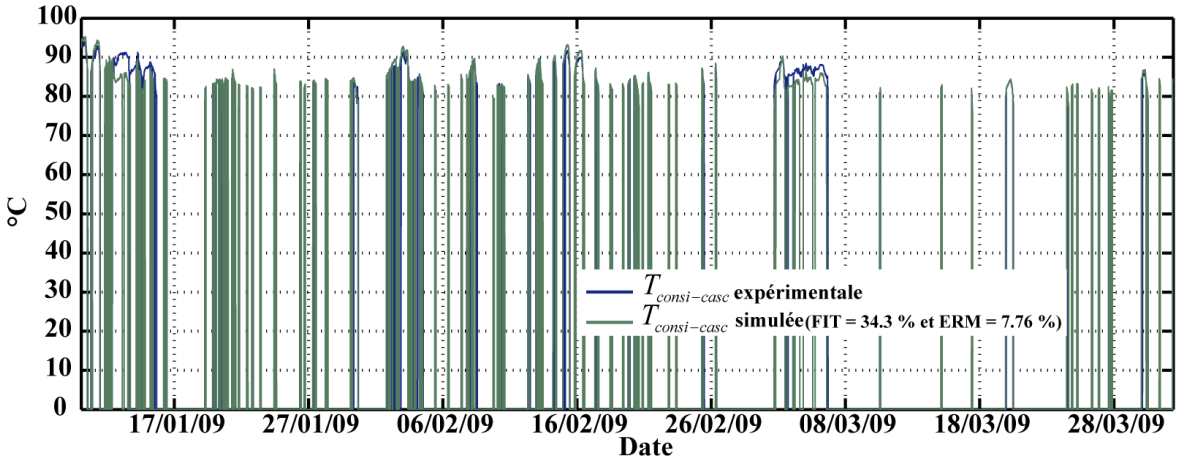


Figure 3.10 – Température de consigne cascade

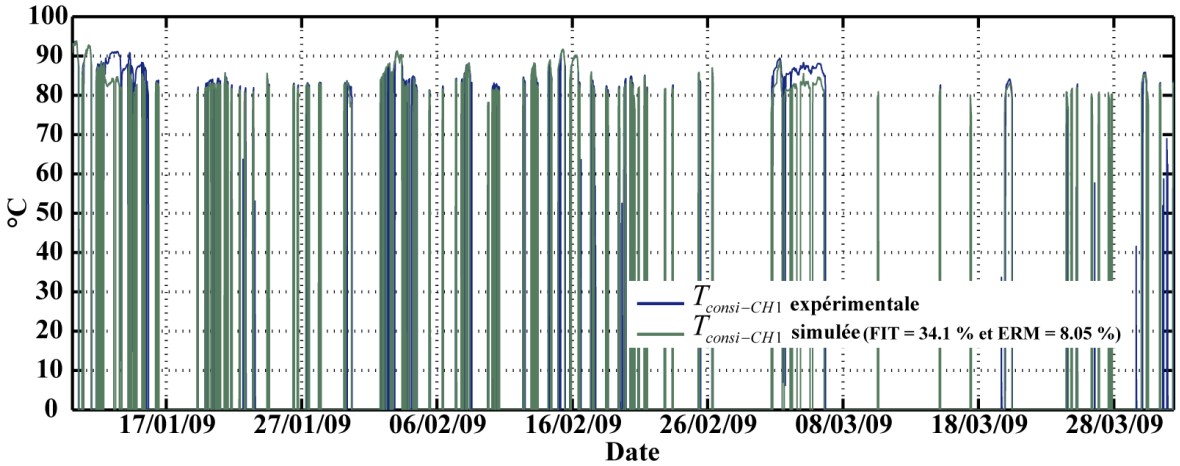


Figure 3.11 – Température de consigne de la chaudière gaz-fioul

3.3.2 La chaudière à bois

3.3.2.1 Description

La chaudière à bois est l'organe principal de la chaufferie qui permet de produire l'eau chaude fournie au réseau de chaleur. Elle utilise du bois issu de palettes broyées qui est brulé pour réchauffer l'eau à travers un échangeur à tubes d'eau puis un échangeur à tubes de fumées. Le fabricant de cette chaudière est l'entreprise Compte.R [39]. Le fonctionnement de cette chaudière est assez complexe par rapport à une chaudière conventionnelle à gaz ou à fioul. L'un des problèmes principaux est que le fonctionnement de la chaudière n'est pas régulier au cours du temps. En effet, bien que la qualité du bois doive répondre à certaines contraintes au niveau de la taille moyenne des morceaux (quelques centimètres de long), du taux de poussières, du taux d'humidité, de la présence d'autres éléments tel que des clous, de la peinture... cette qualité peut varier de façon importante en fonction du temps, à la fois sur le long terme, jour après jour, mais aussi à très court terme, dès qu'un volume de bois est introduit dans la chaudière, ce qui arrive plusieurs dizaines de fois par heure.

Le bois est amené des silos de stockage vers la chaudière par des tapis roulants sur une distance de plusieurs

dizaines de mètres. La granulométrie et le transport du bois n'autorisent pas un prélèvement régulier de ce bois, ni un étalement constant sur le tapis roulant. Cependant, cette forte variabilité est en partie amortie par la suite du processus. Le bois qui arrive sur ce tapis roulant est alors déversé progressivement dans un petit sas. Un capteur permet d'arrêter le remplissage lorsque le niveau de bois atteint une certaine hauteur, ce qui correspond en moyenne sur une année à environ 37 kg de bois. Lorsque la chaudière a besoin de bois, un poussoir enfourne le bois qui se trouve dans le sas. Ce mode de fonctionnement induit également une forte variabilité car le volume de bois peut varier considérablement d'un enfournement à un autre, selon que le capteur ait été abusé par quelques morceaux qui dépassent ou que l'agencement des morceaux de bois se fasse plus ou moins bien. De plus, l'introduction du bois ne se fait pas en continu mais par à-coups, au rythme de 0 à 4 pour la période d'échantillonnage considérée.

À l'intérieur de la chaudière, le bois descend sur une grille où il se consume au fur et à mesure, jusqu'à ce que les cendres soient déversées dans un circuit d'eau afin d'être récupérées. La combustion du bois varie également en fonction de la vitesse d'alimentation car si l'introduction du bois est lente, le bois reste longtemps dans la chaudière et se consume bien. Au contraire, si le bois est évacué trop rapidement, il reste des imbrulés qui sont évacués avec les cendres, une partie de l'énergie que renferme le bois est donc perdue. De plus, si la chaudière fait une demande trop rapide de bois, le sas n'a pas toujours le temps de se remplir de bois avant que le poussoir ne l'introduise dans la chaudière.

On distingue deux compartiments où a lieu la combustion : le foyer où le bois brûle directement et la chambre de combustion plus en hauteur où les gaz issus de la décomposition du bois continuent de brûler. C'est à cet endroit, dans la chambre de combustion, que l'eau froide entre dans la chaudière et passe dans un échangeur à tubes d'eau où elle est réchauffée une première fois. L'eau poursuit son parcours dans l'échangeur dit à tube de fumées où elle est réchauffée par les fumées chaudes qui sont évacuées par une haute cheminée après avoir subi une importante filtration pour en éliminer les particules. L'eau chaude est alors renvoyée sur le circuit du collecteur vers la bouteille de découplage hydraulique puis vers le réseau.

Le fonctionnement de la chaudière est également fortement perturbé par l'accumulation de mâchefer, produit de la combustion de résidus autre que le bois dans la chaudière. La chaudière s'encrasse également au fil des jours modifiant son mode de fonctionnement et nécessite donc un ramonage régulier.

Le mode de régulation est assez complexe et associe plusieurs variables contrôlées et plusieurs actionneurs. La première régulation d'importance est l'asservissement de la température de l'eau au départ de la chaudière qui doit suivre la température de consigne définie par le contrôleur général du réseau, par action du poussoir d'introduction du bois dans la chaudière. Ce contrôleur est de type PID avec des saturations. L'ensemble des paramètres ainsi que de tous les modes de fonctionnement ne sont pas connus. Il en est de même pour les trois autres contrôleurs. Un second contrôleur permet d'asservir la température dans la chambre de combustion en jouant sur un ventilateur qui permet de recycler les fumées de sortie en réorientant une partie dans la chambre de combustion, ce qui abaisse la température en étouffant la combustion. La consigne de cette variable évolue au fil du temps mais n'est pas connue, de même que la façon exacte dont le contrôleur agit sur le ventilateur de recyclage de fumées. La troisième variable contrôlée est le taux d'oxygène dans les fumées qui sont évacuées de la chaudière, sachant qu'il faut normalement qu'il y en ait 12 %. L'actionneur est ici l'ouverture de volets (air primaire et secondaire) qui vont plus ou moins s'ouvrir pour apporter de l'air neuf à la combustion du bois. Enfin, la dépression dans le foyer est régulée autours de 160 Pa par un contrôleur qui joue sur un ventilateur qui va extraire plus ou moins vite les fumées de la chaudière.

Chaque contrôleur semble fonctionner séparément, mais les actions des uns ont des conséquences importantes sur les régulations des autres. En effet, par exemple, lorsque le taux d'oxygène augmente en ouvrant les volets, la combustion se fait mieux et donc la température dans la chambre de combustion augmente. De même, en jouant sur le ventilateur qui recycle les fumées, on augmente l'air aspiré en sortie de la chaudière ce qui modifie donc la dépression dans le foyer. Le manque d'informations sur ces contrôleurs et l'inexistence des relevés d'une grande majorité de ces signaux nous ont forcé à simplifier la modélisation de la chaudière en

ne considérant que la régulation la plus intéressante, c'est-à-dire la température au départ du réseau ainsi que la consommation de bois, par l'intermédiaire des coups de poussoir. C'est pour l'ensemble de ces raisons, manque d'information, de relevés et forte variabilité, que nous avons choisi d'utiliser une modélisation de type boîte noire avec des non-linéarités. Nous avons donc utilisé un modèle MIMO de Hammerstein-Wiener de type N-L-N (un bloc linéaire entouré de blocs non-linéaires).

Le modèle de la chaudière à bois, qui rend compte à la fois du comportement physique de la chaudière et d'une partie de la régulation de façon implicite, prend en entrée la température de retour de l'eau vers cette chaudière, ($T_{ret-CH2}$), sa consigne de température ($T_{consi-CH2}$), le débit de l'eau la traversant (Deb_{CH2}), et donne en sortie les variations de l'actionneur, c'est-à-dire le nombre de coups de poussoir ($NbCP$) (à partir duquel on peut calculer la consommation de bois ($Bois$)) ainsi que la variable contrôlée, la température au départ de la chaudière bois ($T_{dep-CH2}$). Les instants de remise à zéro quotidiens (RAZ) permettent *a posteriori* de faire des calculs de consommation cumulée journalière et saisonnale du bois consommé.

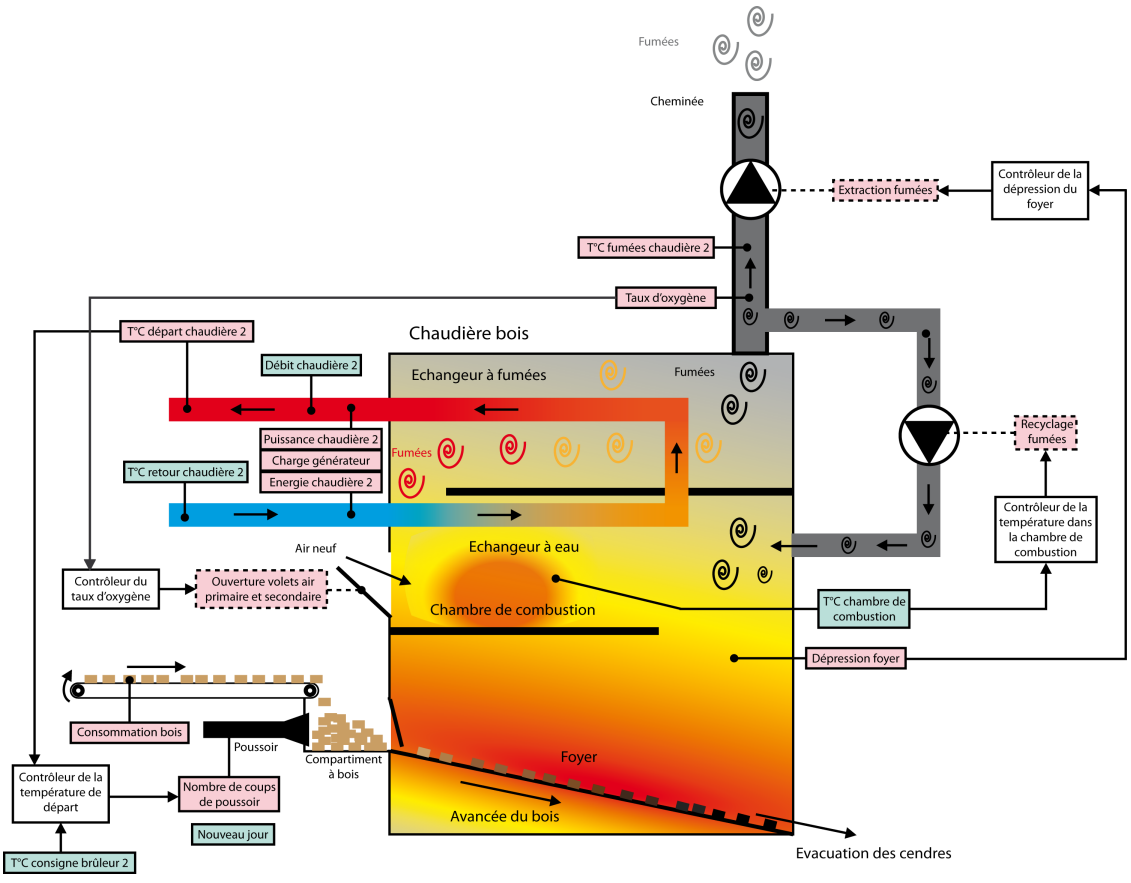


Figure 3.12 – Synoptique de la chaudière à bois

Les entrées subissent une transformation non-linéaire statique de type fonction affine par morceaux.

$$\begin{cases} w_1 &= NL^{10}_{FAM}\left(T_{consi-CH2}\right) \\ w_2 &= Deb_{CH2} \\ w_3 &= NL^{10}_{FAM}\left(T_{ret-CH2}\right) \end{cases} \tag{3.32}$$

On définit la fonction affine par morceaux $NL^{N}_{FAM}(\Phi)$ telle que décrite par (3.33) et (3.34).

$$w = NL^{N}_{FAM}(\Phi) \Leftrightarrow w = \sum_{i=0}^{N} \left(\delta_i \cdot (a_i \times \Phi + b_i)\right) \tag{3.33}$$

$\forall i \in [\![1, N-1]\!]$:

$$\begin{cases} a_i &= \dfrac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \\ b_i &= y_i - a_i \times x_i \\ \delta_i &= 1 \text{ si } \Phi \in [x_i, x_{i+1}] \\ \delta_i &= 0 \text{ sinon} \end{cases} \tag{3.34}$$

On appelle point de cassure le point P_i défini par le couple (abscisse, ordonnée) $(x_i, y_i)\ \forall i \in [\![1, N]\!]$. Le processus d'identification détermine les valeurs des couples $P_i,\ \forall i \in [\![1, N]\!]$, des points de cassure.

3.3.2.2 Nombre de coups de poussoir (NbCP)

Description. Le bois stocké dans des silos est amené à la chaudière par un tapis roulant en fonction des besoins de la chaudière. Cependant, le bois n'est pas injecté en continu dans la chaudière car cela générerait une arrivée d'air trop importante. De plus, le feu pourrait gagner l'extérieur de la chaudière et puis le bois qui se trouve sur le tapis roulant et ainsi mettre en danger l'installation. C'est pour ces raisons que le bois qui arrive est précipité dans un petit espace de stockage juste avant l'entrée de la chaudière. Dès que cet espace est plein, un poussoir fait rentrer d'un coup ce bois dans la chaudière en toute sécurité par un système de sas. La seule mesure en continu de la consommation en bois de la chaudière est en réalité la mesure du nombre de coups de poussoir qui surviennent.

Modélisation. Le nombre de coups de poussoir correspond à la première sortie du modèle Hammerstein-Wiener de la chaudière. La température au retour de la chaudière 1, ainsi que sa température de consigne sont découpées en fonctions affines par morceaux possédant 10 éléments (10 droites affines). Le débit traversant la chaudière ne subit pas de transformation non-linéaire en raison de son fonctionnement constant avec seulement deux valeurs possibles de débit. Ces non-linéarités sont détaillées par (3.32).

Le bloc linéaire associe les entrées après la non-linéarité avec l'équation différentielle telle que décrite par (3.35).

$$\begin{cases} x_{1_1}(k) &= \sum_{i=1}^{4} (\beta_{1_1,i} \cdot w_1(k-i)) - \sum_{i=1}^{6} (\alpha_{1_1,i} \cdot x_{1_1}(k-i)) \\ x_{1_2}(k) &= \beta_{1_2} \cdot w_2(k-1) - \alpha_{1_2} \cdot x_{1_2}(k-1) \\ x_{1_3}(k) &= \beta_{1_3} \cdot w_3(k-1) - \alpha_{1_3} \cdot x_{1_3}(k-1) \\ x_1(k) &= x_{1_1}(k) + x_{1_2}(k) + x_{1_3}(k) \end{cases} \tag{3.35}$$

Enfin, la sortie subit également une non-linéarité de type fonction affine par morceaux (10 points de cassure) (3.36).

$$NbCP = NL^{10}_{FAM}(x_1) \tag{3.36}$$

3.3.2.3 Température de départ de la chaudière à bois ($\mathbf{T_{dep-CH2}}$)

Description. La température au départ de la chaudière correspond à la température de l'eau qui a été réchauffée par la chaudière et qui va rejoindre le circuit du collecteur avant d'être envoyée sur le réseau, après la bouteille de découplage hydraulique. Elle doit normalement suivre la consigne de température de la chaudière définie par la régulation générale du réseau.

Modélisation. Cette variable correspond à la seconde sortie du modèle dynamique Hammerstein-Wiener de la chaudière. Les entrées subissent le même type de non-linéarité que précédemment (3.32).

Le bloc linéaire associe les entrées après la non-linéarités avec l'équation différentielle telle que décrite par (3.37).

$$\begin{cases} x_{2_1}(k) &= \sum_{i=1}^{4} \left(\beta_{2_1,i} \cdot w_1(k-i)\right) - \alpha_{2_1} \cdot x_{2_1}(k-1) \\ x_{2_2}(k) &= \beta_{2_2} \cdot w_2(k-1) - \sum_{i=1}^{5} \left(\alpha_{2_2,i} \cdot x_{2_2}(k-i)\right) \\ x_{2_3}(k) &= \beta_{2_3} \cdot w_3(k-1) - \sum_{i=1}^{5} \left(\alpha_{2_3,i} \cdot x_{2_3}(k-i)\right) \\ x_2(k) &= x_{2_1}(k) + x_{2_2}(k) + x_{2_3}(k) \end{cases} \tag{3.37}$$

Enfin, la seconde sortie subit comme la première une non-linéarité de type fonction affine par morceaux (10 points de cassure) (3.38).

$$T_{dep-CH2} = NL_{FAM}^{10}\left(x_2\right) \tag{3.38}$$

3.3.2.4 Consommation de bois ($\mathbf{Bois_{jour}}$, $\mathbf{Bois_{cumul}}$)

Description. Cette variable, calculée *a posteriori* grâce au modèle Hammerstein-Wiener de la chaudière, permet de modéliser la consommation de bois par la chaudière en fonction du nombre de coups de poussoir.

Modélisation. Le calcul de la consommation de bois (3.39) se fait en multipliant le nombre de coups de poussoir instantané ($NbCP$) par le poids moyen de bois introduit dans la chaudière à chaque coup de poussoir. Celui-ci est à peu près égal à 37 kg. Dans le cas du calcul cumulé journalier, le total est remis à zéro chaque jour à 6 heures du matin. RAZ est une variable qui vaut 1 à 6h du matin et 0 sinon.

$$\begin{cases} Bois_{jour}(k+1) &= (1 - RAZ(k)) \cdot Bois_{jour}(k) + NbCP(k+1) \times Poids_{Bois-moyen} \\ Bois_{cumul}(k+1) &= Bois_{cumul}(k) + NbCP(k+1) \times Poids_{Bois-moyen} \end{cases} \tag{3.39}$$

3.3.2.5 Résultats de l'identification

La procédure d'identification itérative a nécessité de choisir l'ordre des fonctions de transfert et d'identifier les valeurs optimales des paramètres. Ceux-ci sont regroupés dans les tableaux 3.2, 3.3, 3.6 et 3.7. Les réponses comparées de la chaudière bois et de son modèle sont présentées dans les figures 3.13, 3.14, 3.15 et 3.16. Les résultats montrent que la consommation quotidienne et cumulée de bois est bien modélisée. Cependant, en instantané, la variabilité sur le nombre de coups de poussoir à chaque période d'échantillonnage est sous-évalué. Cela est dû au fait, que le nombre de coups de poussoir effectué toutes les 5 minutes n'est pas une valeur continue mais une valeur discrète entière. Bien que la modélisation de la température de l'eau au départ de la chaudière donne une tendance assez bonne, on peut facilement observer que certaines variations importantes sont sous-évaluées.

Paramètre (abscisse)	Valeur [°C]	Paramètre (ordonnée)	Valeur
$x_1^{In_1}$	70,27	$y_1^{In_1}$	$3{,}324\times10^2$
$x_2^{In_1}$	73,91	$y_2^{In_1}$	$7{,}372\times10^2$
$x_3^{In_1}$	75,62	$y_3^{In_1}$	$8{,}951\times10^2$
$x_4^{In_1}$	78,64	$y_4^{In_1}$	$1{,}118\times10^3$
$x_5^{In_1}$	82,68	$y_5^{In_1}$	$1{,}494\times10^3$
$x_6^{In_1}$	84,71	$y_6^{In_1}$	$1{,}604\times10^3$
$x_7^{In_1}$	88,06	$y_7^{In_1}$	$1{,}270\times10^3$
$x_8^{In_1}$	92,13	$y_8^{In_1}$	$8{,}702\times10^2$
$x_9^{In_1}$	95,17	$y_9^{In_1}$	$5{,}097\times10^2$
$x_{10}^{In_1}$	98,62	$y_{10}^{In_1}$	$1{,}561\times10^2$

Tableau 3.2 – Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur l'entrée ($T_{consi-CH2}$)

Paramètre (abscisse)	Valeur [°C]	Paramètre (ordonnée)	Valeur
$x_1^{In_3}$	68,58	$y_1^{In_3}$	$-3{,}615\times10^{1}$
$x_2^{In_3}$	69,21	$y_2^{In_3}$	$-0{,}7216\times10^{1}$
$x_3^{In_3}$	70,29	$y_3^{In_3}$	$-3{,}475\times10^{1}$
$x_4^{In_3}$	71,45	$y_4^{In_3}$	$-4{,}195\times10^{1}$
$x_5^{In_3}$	75,74	$y_5^{In_3}$	$1{,}172\times10^{1}$
$x_6^{In_3}$	78,26	$y_6^{In_3}$	$9{,}756\times10^{1}$
$x_7^{In_3}$	79,59	$y_7^{In_3}$	$1{,}145\times10^{2}$
$x_8^{In_3}$	82,58	$y_8^{In_3}$	$1{,}303\times10^{2}$
$x_9^{In_3}$	85,42	$y_9^{In_3}$	$1{,}440\times10^{2}$
$x_{10}^{In_3}$	85,67	$y_{10}^{In_3}$	$1{,}554\times10^{2}$

Tableau 3.3 – Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur l'entrée ($T_{ret-CH2}$)

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
$\alpha_{1_1,1}$	$-1{,}889\times10^{-1}$	$\alpha_{1_1,2}$	$-4{,}535\times10^{-2}$
$\alpha_{1_1,3}$	$-9{,}695\times10^{-2}$	$\alpha_{1_1,4}$	$-2{,}006\times10^{-1}$
$\alpha_{1_1,5}$	$3{,}161\times10^{-1}$	$\alpha_{1_1,6}$	$-5{,}175\times10^{-1}$
$\beta_{1_1,1}$	$0{,}1000\times10^{1}$	$\beta_{1_1,2}$	$0{,}1955\times10^{1}$
$\beta_{1_1,3}$	$-0{,}5966\times10^{1}$	$\beta_{1_1,4}$	$0{,}3034\times10^{1}$
α_{1_2}	$8{,}147\times10^{-1}$	β_{1_2}	$0{,}1000\times10^{1}$
α_{1_3}	$-6{,}470\times10^{-1}$	β_{1_3}	$0{,}1000\times10^{1}$

Tableau 3.4 – Paramètres identifiés pour la fonction linéaire associée à ($NbCP$)

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
α_{1_1}	$-9{,}356\times10^{-1}$	$\beta_{1_1,1}$	$-3{,}913\times10^{-1}$
$\beta_{1_1,2}$	$0{,}1000\times10^{1}$	$\beta_{1_1,3}$	$-8{,}490\times10^{-1}$
$\beta_{1_1,4}$	$2{,}396\times10^{-1}$	$\alpha_{1_2,1}$	$-4{,}976\times10^{-1}$
$\alpha_{1_2,2}$	$-4{,}344\times10^{-1}$	$\alpha_{1_2,3}$	$-5{,}121\times10^{-1}$
$\alpha_{1_2,4}$	$-4{,}894\times10^{-1}$	$\alpha_{1_2,5}$	$9{,}400\times10^{-1}$
β_{1_2}	$2{,}079\times10^{-3}$	$\alpha_{1_3,1}$	$-6{,}830\times10^{-1}$
$\alpha_{1_3,2}$	$4{,}672\times10^{-1}$	$\alpha_{1_3,3}$	$-1{,}747\times10^{-1}$
$\alpha_{1_3,4}$	$2{,}418\times10^{-2}$	$\alpha_{1_3,5}$	$4{,}878\times10^{-2}$
β_{1_3}	$8{,}769\times10^{-2}$		

Tableau 3.5 – Paramètres identifiés pour la fonction linéaire associée à ($T_{dep-CH2}$)

Paramètre (abscisse)	Valeur	Paramètre (ordonnée)	Valeur
$x_1^{Out_1}$	$-3{,}683\times10^{1}$	$y_1^{Out_1}$	10,75
$x_2^{Out_1}$	$0{,}389\times10^{1}$	$y_2^{Out_1}$	12,31
$x_3^{Out_1}$	$4{,}462\times10^{1}$	$y_3^{Out_1}$	1,667
$x_4^{Out_1}$	$7{,}103\times10^{1}$	$y_4^{Out_1}$	3,111
$x_5^{Out_1}$	$1{,}023\times10^{2}$	$y_5^{Out_1}$	2,776
$x_6^{Out_1}$	$1{,}317\times10^{2}$	$y_6^{Out_1}$	2,429
$x_7^{Out_1}$	$1{,}763\times10^{2}$	$y_7^{Out_1}$	2,393
$x_8^{Out_1}$	$2{,}111\times10^{2}$	$y_8^{Out_1}$	2,481
$x_9^{Out_1}$	$2{,}956\times10^{2}$	$y_9^{Out_1}$	2,378
$x_{10}^{Out_1}$	$5{,}107\times10^{2}$	$y_{10}^{Out_1}$	2,508

Tableau 3.6 – Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur la sortie ($NbCP$)

Paramètre (abscisse)	Valeur	Paramètre (ordonnée)	Valeur [°C]
$x_1^{Out_2}$	$-3{,}106\times10^{1}$	$y_1^{Out_2}$	67,80
$x_2^{Out_2}$	$-2{,}507\times10^{1}$	$y_2^{Out_2}$	75,16
$x_3^{Out_2}$	$-2{,}101\times10^{1}$	$y_3^{Out_2}$	76,41
$x_4^{Out_2}$	$-1{,}517\times10^{1}$	$y_4^{Out_2}$	43,16
$x_5^{Out_2}$	$-1{,}509\times10^{1}$	$y_5^{Out_2}$	43,47
$x_6^{Out_2}$	$-1{,}004\times10^{1}$	$y_6^{Out_2}$	81,61
$x_7^{Out_2}$	$5{,}056\times10^{1}$	$y_7^{Out_2}$	95,19
$x_8^{Out_2}$	$6{,}471\times10^{1}$	$y_8^{Out_2}$	76,95
$x_9^{Out_2}$	$1{,}021\times10^{2}$	$y_9^{Out_2}$	93,79
$x_{10}^{Out_2}$	$1{,}054\times10^{2}$	$y_{10}^{Out_2}$	88,28

Tableau 3.7 – Paramètres identifiés pour la non-linéarité sur la sortie ($T_{dep-CH2}$)

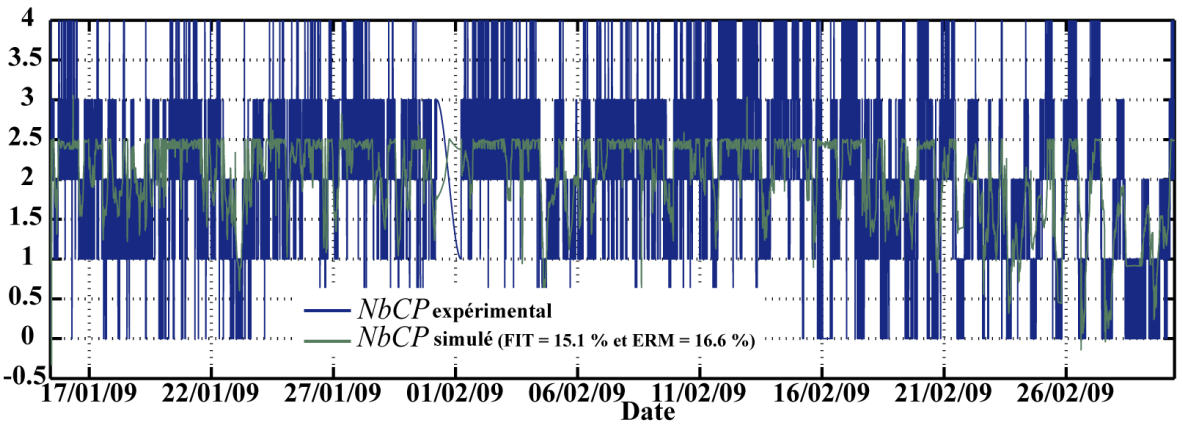


Figure 3.13 – Nombre de coups de poussoir instantané

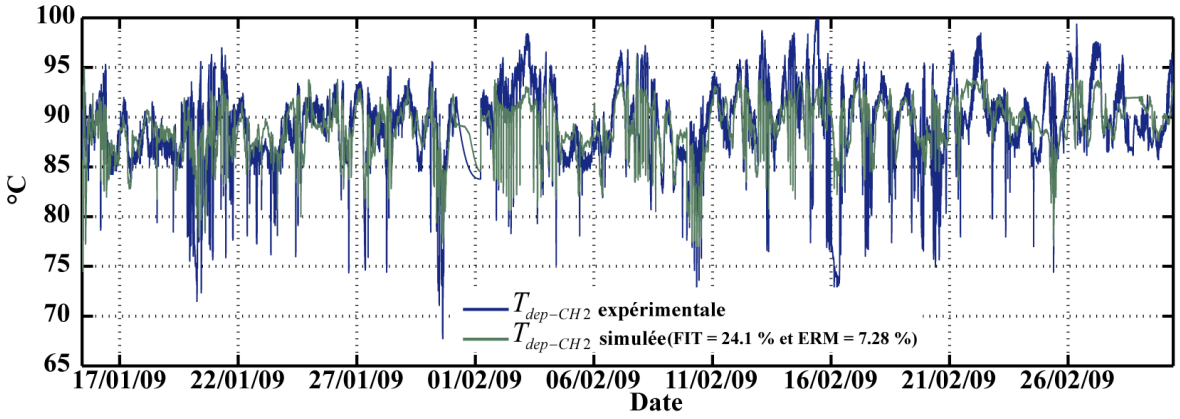


Figure 3.14 – Température au départ de la chaudière bois

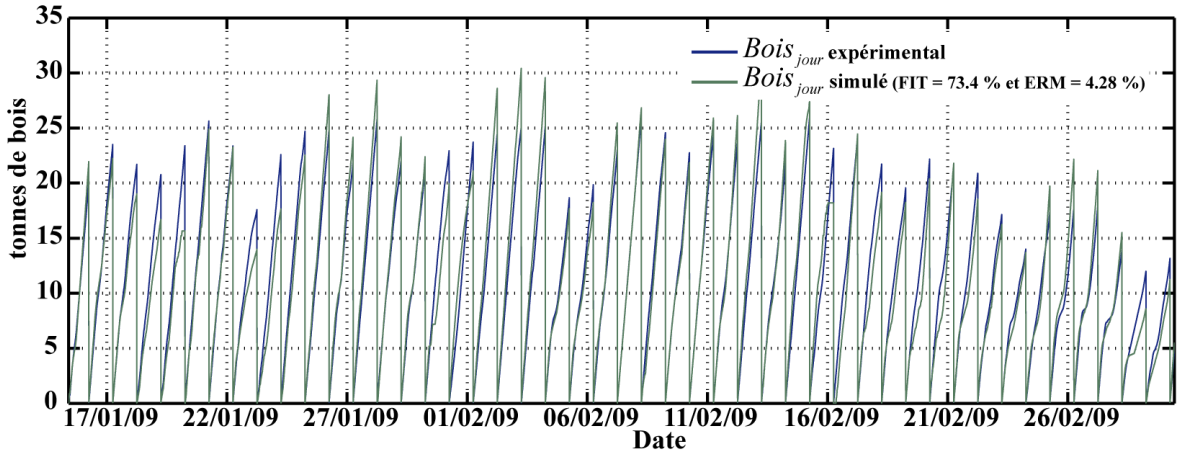


Figure 3.15 – Consommation cumulée journalière de bois

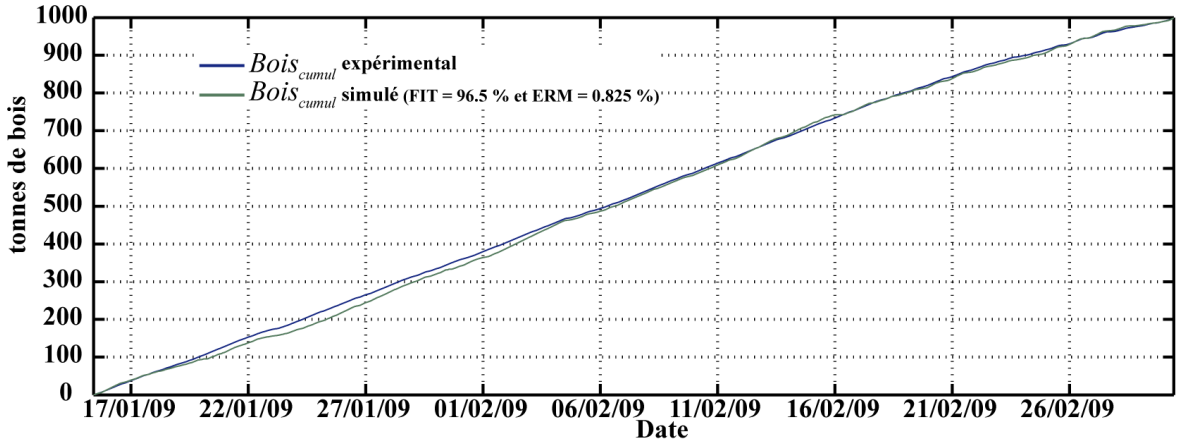


Figure 3.16 – Consommation cumulée totale de bois

3.3.3 La chaudière à gaz-fioul

3.3.3.1 Description

La chaudière 1 est une chaudière d'appoint de 7 MW qui est utilisée en plus de la chaudière à bois quand la consommation d'eau chaude par le réseau est trop importante pour être satisfaite uniquement par cette dernière. La mise en route de cette chaudière est régie par le régulateur général du réseau et dépend de l'écart entre la température de consigne au départ du réseau et la température mesurée. Cette chaudière peut fonctionner soit au gaz, soit au fioul. Le choix de l'utilisation du gaz ou du fioul est lié au contrat d'achat du gaz. En effet, chaque jour, le prix des premiers 6000 m^3 est avantageux par rapport au fioul. Cependant, si l'utilisation de la chaudière exige de dépasser cette limite de consommation de gaz, le prix du gaz consommé en plus est beaucoup plus élevé, ce qui rend le fioul plus compétitif. C'est donc du fioul qui est consommé lorsqu'il est nécessaire de faire encore fonctionner cette chaudière alors que le volume journalier maximal a été atteint. L'eau froide qui arrive au retour de la chaudière à gaz-fioul est réchauffée en deux étapes, la première lors de son passage à travers un échangeur à tubes d'eau, et la seconde à travers un échangeur à tubes de fumées. Dans l'échangeur à tubes d'eau, l'eau passe dans des tubes et est réchauffé par la flamme de combustion du bruleur à gaz ou à fioul selon le mode de fonctionnement de la chaudière. Dans l'échangeur à tubes de fumées, la fumée chaude qui est évacuée passe dans des tubes qui baignent dans l'eau qui doit être réchauffée.

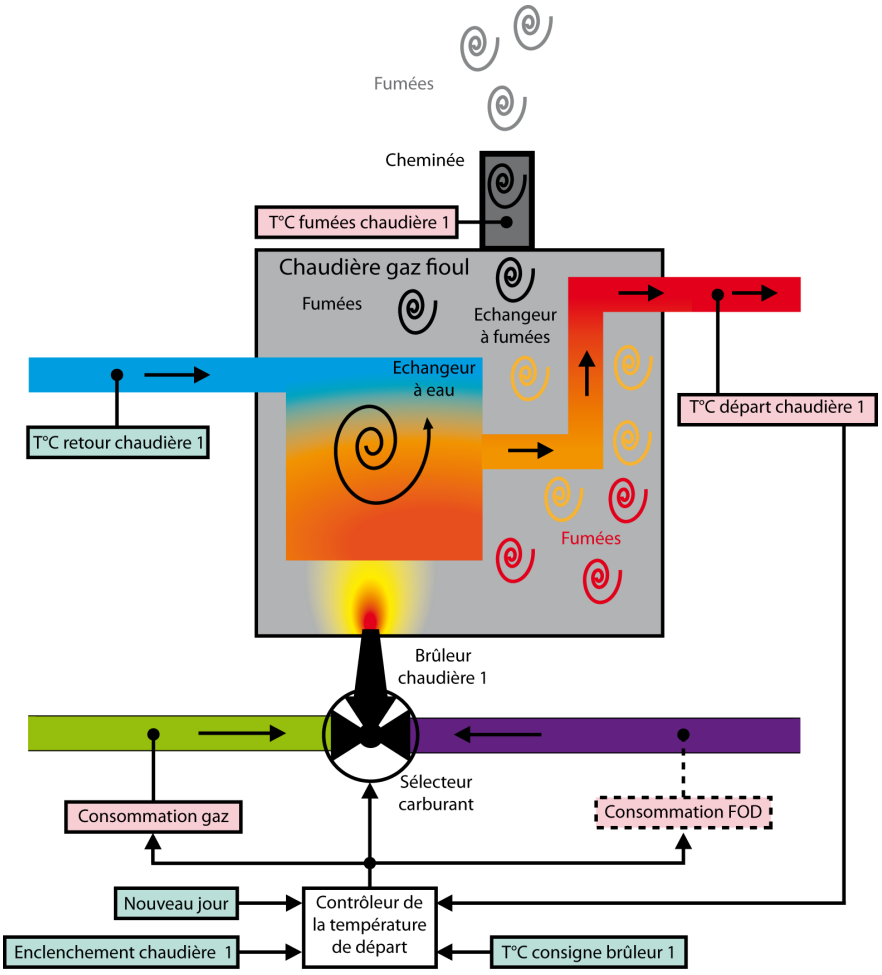


Figure 3.17 – Synoptique de la chaudière à gaz-fioul

Le modèle du régulateur de la chaudière gaz-fioul prend en entrée la température de consigne de la chaudière 1 ($T_{consi-CH1}$), la température au départ de la chaudière 1 ($T_{dep-CH1}$) et les instants de remise à zéro du jour (RAZ). Les sorties calculées sont les consommations instantanées, journalières et cumulées de gaz et de fioul.

Le modèle physique de la chaudière 1 explique la variation de la température de l'eau en sortie de cette chaudière et la température des fumées en fonction de la consommation de gaz et de fioul. Le modèle de la chaudière 1 est un modèle qui prend en entrée la consommation instantanée de gaz ($V_{gaz-inst}$) et de fioul ($V_{FOD-inst}$), les périodes d'enclenchement de la chaudière (Enc_{CH1}) et la température au retour de la chaudière ($T_{ret-CH1}$). Les sorties de ce modèle sont la température des fumées et la température au départ de la chaudière.

3.3.3.2 Consommation de gaz ($\mathbf{V_{gaz-inst}}$, $\mathbf{V_{gaz-jour}}$, $\mathbf{V_{gaz-cumul}}$)

Description. La consommation de gaz obéit à des règles de régulation basées sur l'écart entre la consigne de température de la chaudière ($T_{consi-CH1}$) et la température au départ de la chaudière ($T_{dep-CH1}$). Les règles de régulation ne sont pas connues précisément ce qui exclut de pouvoir les utiliser directement sans repasser par une phase d'identification paramétrique.

Modélisation. Le volume de gaz consommé se caractérise par trois variables différentes :

- $V_{gaz-inst}$, le volume de gaz instantané, c'est-à-dire le volume de gaz qui est consommé sur une période d'échantillonnage. Il est calculé à partir de l'écart de consigne (3.40).

$$\begin{aligned} C_1^{V-gaz} &= V_{gaz-jour}(k) \leq V_{gaz-jour-max} \\ V_{gaz-inst}\,(k+1) &= Enc_{CH1} \cdot C_1^{V-gaz} \cdot \left(\alpha^{V-gaz} \cdot \left(\beta^{V-gaz} \cdot T_{consi-CH1}(k) - T_{dep-CH1}(k)\right) + \gamma^{V-gaz}\right) \end{aligned} \tag{3.40}$$

  Le brûleur qui introduit le gaz dans la chaudière possède une capacité d'alimentation limitée. Ainsi, on spécifie le débit minimal instantané $V_{gaz-inst-min} = 0\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$ et le débit maximal instantané $V_{gaz-inst-max} = 50\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$ qui permettent de calculer la saturation de l'actionneur (3.41).

$$\begin{aligned} \text{si} \quad & V_{gaz-inst}\,(k+1) \geq V_{gaz-inst-max} \\ \Rightarrow \quad & V_{gaz-inst}\,(k+1) = V_{gaz-inst-max} \\ \text{sinon si} \quad & V_{gaz-inst}\,(k+1) \leq V_{gaz-inst-min} \\ \Rightarrow \quad & V_{gaz-inst}\,(k+1) = V_{gaz-inst-min} \\ \text{fin} & \end{aligned} \tag{3.41}$$

- $V_{gaz-jour}$, le volume de gaz cumulé journalier, c'est-à-dire le cumul du volume de gaz consommé et remis à zéro tous les jours à 6 h du matin. Cette variable décrite par (3.42) permet de connaître le volume de gaz consommé sur la journée et de savoir si on peut continuer à utiliser du gaz ou si on doit changer de combustible et passer sur du fioul, selon que le volume maximal de gaz sur la journée ($V_{gaz-jour-max}$) a été dépassé.

$$V_{gaz-jour}\,(k+1) = (1 - RAZ) \cdot V_{gaz-jour}\,(k) + V_{gaz-inst}\,(k+1) \tag{3.42}$$

- $V_{gaz-cumul}$, le volume de gaz cumulé total permet de voir l'évolution de la consommation sur l'ensemble de la période de chauffe (3.43). Ceci permet de vérifier que sur la saison complète, le volume de gaz total consommé d'après le modèle converge bien vers le volume de gaz consommé réel. La valeur finale permettra dans la phase d'optimisation de la chaufferie d'établir s'il y a un gain au niveau de la consommation d'énergie fossile.

$$V_{gaz-cumul}\,(k+1) = V_{gaz-cumul}\,(k) + V_{gaz-inst}\,(k+1) \tag{3.43}$$

3.3.3.3 Consommation de fioul ($\mathbf{V_{FOD-inst}}$, $\mathbf{V_{FOD-jour}}$, $\mathbf{V_{FOD-cumul}}$)

Description. Le processus permettant de calculer le volume de fioul est identique au calcul du volume de gaz, à la différence que le fioul est consommé uniquement si le quota journalier de gaz a été dépassé. En l'absence d'information sur le mode de régulation du fioul et en l'absence de relevés expérimentaux du volume de fioul consommé, le modèle de régulation proposé est identique (structure et paramètres) pour une même quantité d'énergie fournie. Le fioul étant exprimé en litres et le gaz en mètres cubes, un simple coefficient de transformation est ajouté pour tenir compte du rapport énergétique entre un mètre cube de gaz et un litre de fioul.

Modélisation. Le modèle permet de calculer le volume de fioul instantané $V_{FOD-inst}$ (3.44) en considérant la saturation instantanée (3.45), le volume de fioul cumulé journalier $V_{FOD-jour}$ (3.46) et le volume de fioul consommé sur la saison de chauffe considérée $V_{FOD-cumul}$ (3.47).

Pour pouvoir estimer la quantité de fioul consommée on fait l'hypothèse que la chaudière gaz-fioul extrait, comparativement à chaque instant, la même quantité d'énergie, que ce soit du gaz ou du fioul. Il faut donc se baser sur le Pouvoir Calorifique Supérieur (PCS) du carburant, c'est-à-dire l'énergie thermique libérée par la réaction de combustion d'un kilogramme de combustible [84]. Cette énergie prend en compte la chaleur sensible, mais aussi la chaleur latente de vaporisation de l'eau, généralement produite par la combustion. Cette énergie peut être entièrement récupérée si la vapeur d'eau émise est condensée, c'est-à-dire si toute l'eau vaporisée se retrouve finalement sous forme liquide. Il est facile de trouver le PCI (Pouvoir Calorifique Inférieur) du gaz ou du fioul. Il s'agit ici de l'énergie thermique libérée par la réaction de combustion d'un kilogramme de combustible sous forme de chaleur sensible, à l'exclusion de l'énergie de vaporisation (chaleur latente) de l'eau présente en fin de réaction. On trouve également le rapport entre le PCS et PCI. Ces éléments regroupés dans le tableau 3.8 permettent de déterminer le PCI par unité de carburant (litre ou mètre cube) et d'en déduire le PCS du gaz et du fioul et donc de déterminer l'équivalence d'un mètre cube de gaz en litre de fioul (tableau (3.9)).

On peut dès lors utiliser le rapport de transformation $\delta^{gaz-FOD} = 1{,}111$ pour convertir le volume de gaz en volume de fioul à utiliser pour avoir un PCS équivalent.

Carburant	ρ [kg·m^{-3}]	PCI [kWh·kg^{-1}]	⇒ PCI
Fioul	840	11,62	9,76 kWh·l^{-1}
Gaz	0,719	13,77	10,5 kWh·m^{-3}

Tableau 3.8 – Pouvoir calorifique inférieur du gaz et du fioul

Carburant	PCS/PCI	⇒ PCS	⇒ Conversion (PCS équivalent)
Fioul	1,075	10,49 kWh·l^{-1}	1 l de fioul ≡ 0,899 m^3 de gaz
Gaz	1,111	11,67 kWh·m^{-3}	1 m^3 de gaz ≡ 1,111 l de fioul

Tableau 3.9 – Pouvoir calorifique supérieur du gaz et du fioul

$$\begin{aligned}
C_1^{V-FOD} &= Enc_{CH1}(k)\cdot\left(1-C_1^{V-gaz}\right)\\
\alpha^{V-FOD} &= \alpha^{V-gaz}\\
\beta^{V-FOD} &= \beta^{V-gaz}\\
\gamma^{V-FOD} &= \gamma^{V-gaz}\\
V_{FOD-inst}(k+1) &= C_1^{V-FOD}\cdot\gamma^{gaz-FOD}\cdot\left(\alpha^{V-FOD}\cdot\left(\beta^{V-FOD}\cdot T_{consi-CH1}(k)-T_{dep-CH1}(k)\right)+\gamma^{V-FOD}\right)
\end{aligned} \tag{3.44}$$

De même que pour le gaz, le brûleur qui introduit le fioul dans la chaudière possède une capacité d'alimentation limitée. Ainsi, on spécifie le débit minimal instantané $V_{gaz-inst-min} = 0\,\mathrm{l{\cdot}h^{-1}}$ et le débit maximal instantané $V_{gaz-inst-max} = 65\,\mathrm{l{\cdot}h^{-1}}$ qui permettent de calculer la saturation de l'actionneur (3.45).

$$\begin{aligned}
\text{si} \quad & V_{FOD-inst}(k+1) \geq V_{FOD-inst-max}\\
\Rightarrow \quad & V_{FOD-inst}(k+1) = V_{FOD-inst-max}\\
\text{sinon si} \quad & V_{FOD-inst}(k+1) \leq V_{FOD-inst-min}\\
\Rightarrow \quad & V_{FOD-inst}(k+1) = V_{FOD-inst-min}\\
\text{fin}
\end{aligned} \tag{3.45}$$

$$V_{FOD-jour}(k+1) = (1-RAZ)\cdot V_{FOD-jour}(k) + V_{FOD-inst}(k+1) \tag{3.46}$$

$$V_{gaz-cumul}(k+1) = V_{FOD-cumul}(k) + V_{FOD-inst}(k+1) \tag{3.47}$$

3.3.3.4 Température des fumées de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{fum-CH1}}$)

Description. Les fumées qui sortent de la chaudière cèdent une partie de leur énergie à l'eau à travers l'échangeur à tubes de fumées. La modélisation de la température des fumées peut donc aider à modéliser la température de l'eau au départ de la chaudière 1.

Modélisation. Le modèle de la température des fumées (3.48), dépend de la consommation de gaz $V_{gaz-inst}$ ou de fioul $V_{FOD-inst}$ mais aussi de la température de départ de l'eau $T_{dep-CH1}$, à cause de l'influence réciproque qui existe entre ces deux variables.

$$\begin{aligned}
T_{fum-CH1}(k+1) = {} & \alpha^{T_{fum-CH1}}\cdot T_{fum-CH1}(k) + \beta_1^{T_{fum-CH1}}\cdot T_{dep-CH1}(k)\\
& +\beta_2^{T_{fum-CH1}}\cdot V_{gaz-inst}(k) + \beta_3^{T_{fum-CH1}}\cdot V_{FOD-inst}(k) + \gamma^{T_{fum-CH1}}
\end{aligned} \tag{3.48}$$

3.3.3.5 Température de départ de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{dep-CH1}}$)

Description. L'eau froide qui traverse la chaudière est réchauffée dans un premier temps par la chaleur de combustion du gaz et du fioul puis par les fumées d'échappement.

Modélisation. Le modèle de la température au départ de la chaudière gaz-fioul a été identifié à partir de la structure décrite par l'équation (3.49). Est pris en compte une double dynamique propre selon que la chaudière est en fonctionnement ou arrêtée. Il en est de même pour l'influence de la température de retour $T_{ret-CH1}$. Comme expliqué précédemment, la température est principalement modifiée par la combustion de gaz $V_{gaz-inst}$ et de fioul $V_{FOD-inst}$, ainsi que par la température des fumées $T_{fum-CH1}$.

$$\begin{aligned}
T_{dep-CH1}(k+1) = {} & \left(\alpha_1^{T_{dep-CH1}}\cdot Enc_{CH1}(k) + \alpha_2^{T_{dep-CH1}}\cdot\left(1-Enc_{CH1}(k)\right)\right)\cdot T_{dep-CH1}(k)\\
& +\beta_1^{T_{dep-CH1}}\cdot T_{fum-CH1}(k) + \gamma^{T_{dep-CH1}}\\
& +\beta_2^{T_{dep-CH1}}\cdot V_{gaz-inst}(k) + \beta_3^{T_{dep-CH1}}\cdot\left(V_{gaz-inst}(k)\right)^{0.5}\\
& +\beta_4^{T_{dep-CH1}}\cdot V_{FOD-inst}(k) + \beta_5^{T_{dep-CH1}}\cdot\left(V_{FOD-inst}(k)\right)^{0.5}\\
& +\left(\beta_6^{T_{dep-CH1}}\cdot Enc_{CH1}(k) + \beta_7^{T_{dep-CH1}}\cdot\left(1-Enc_{CH1}(k)\right)\right)\cdot T_{ret-CH1}(k)
\end{aligned} \tag{3.49}$$

3.3.3.6 Résultats de l'identification

Les paramètres du modèle de la chaudière gaz-fioul dont les valeurs ont été déterminées lors de la phase d'identification sont regroupés dans le tableau 3.10. Les variables de sortie sont comparées aux valeurs expérimentales grâce aux figures 3.18–3.23. Les résultats montrent que la consommation de gaz sur la saison complète est très proche (volume final presque identique) bien que la consommation instantanée présente parfois quelques différences dues à la méconnaissance du système de régulation de la chaudière. La modélisation de la température donne une température assez proche, surtout pendant que la chaudière est en fonctionnement. Le fait qu'il y ait un écart quand la chaudière ne fonctionne pas n'est pas très gênant car l'eau de la chaudière n'est pas intégrée à l'eau qui circule dans le collecteur. Les performances de ce modèle sont cependant fortement dépendantes du calcul de l'enclenchement de la chaudière. Si le modèle de la régulation générale du réseau prédit mal la mise en marche ou l'arrêt de cette chaudière, les résultats de ce modèle seront fortement dégradés.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
α^{V-gaz}	$4{,}750\times10^{-1}$	β^{V-gaz}	$0{,}2981\times10^{1}$
γ^{V-gaz}	$-6{,}307\times10^{1}$	$\alpha^{T_{fum-CH1}}$	$6{,}884\times10^{-1}$
$\beta_1^{T_{fum-CH1}}$	$2{,}286\times10^{-1}$	$\beta_2^{T_{fum-CH1}}$	$8{,}813\times10^{-1}$
$\beta_3^{T_{fum-CH1}}$	$7{,}125\times10^{-1}$	$\gamma^{T_{fum-CH1}}$	$0{,}4168\times10^{1}$
$\alpha_1^{T_{dep-CH1}}$	$7{,}362\times10^{-1}$	$\alpha_2^{T_{dep-CH1}}$	$6{,}083\times10^{-1}$
$\beta_1^{T_{dep-CH1}}$	$-7{,}570\times10^{-2}$	$\gamma^{T_{dep-CH1}}$	$1{,}748\times10^{1}$
$\beta_2^{T_{dep-CH1}}$	$3{,}978\times10^{-1}$	$\beta_3^{T_{dep-CH1}}$	$2{,}113\times10^{-2}$
$\beta_4^{T_{dep-CH1}}$	$7{,}228\times10^{-1}$	$\beta_5^{T_{dep-CH1}}$	$-0{,}3516\times10^{1}$
$\beta_6^{T_{dep-CH1}}$	$1{,}063\times10^{-1}$	$\beta_7^{T_{dep-CH1}}$	$1{,}924\times10^{-1}$

Tableau 3.10 – Paramètres identifiés pour le modèle de la chaudière gaz-fioul

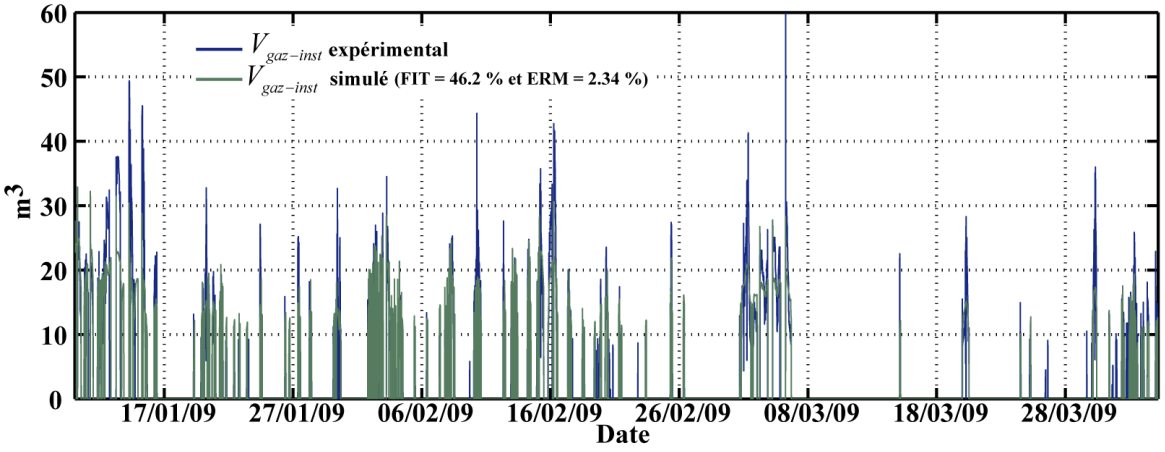


Figure 3.18 – Volume de gaz instantané

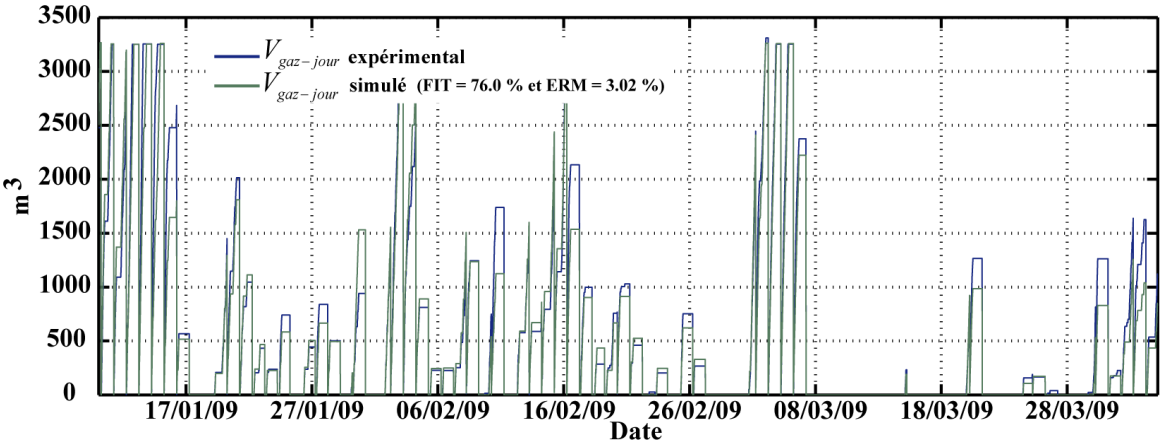


Figure 3.19 – Volume de gaz cumulé journalier

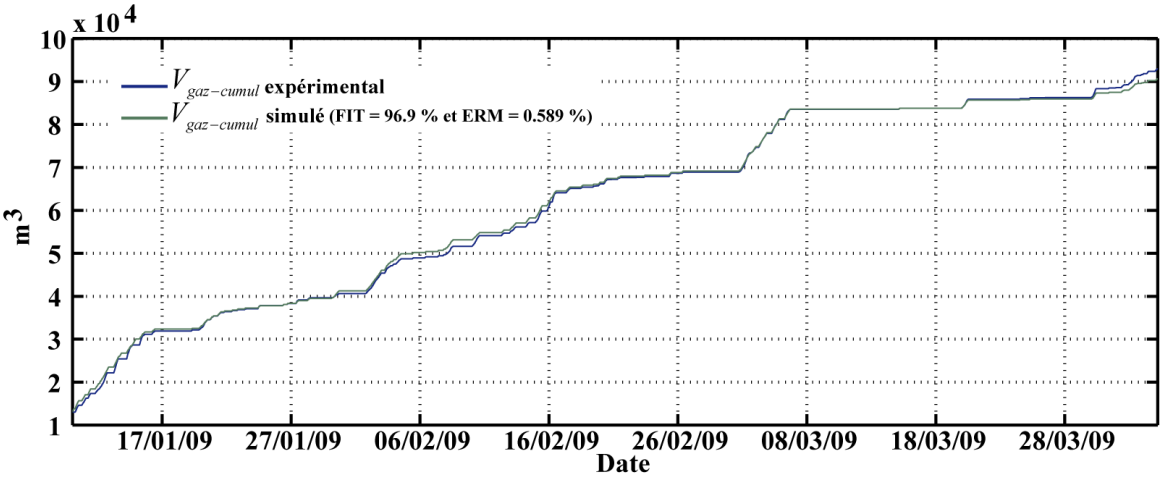


Figure 3.20 – Volume de gaz cumulé total

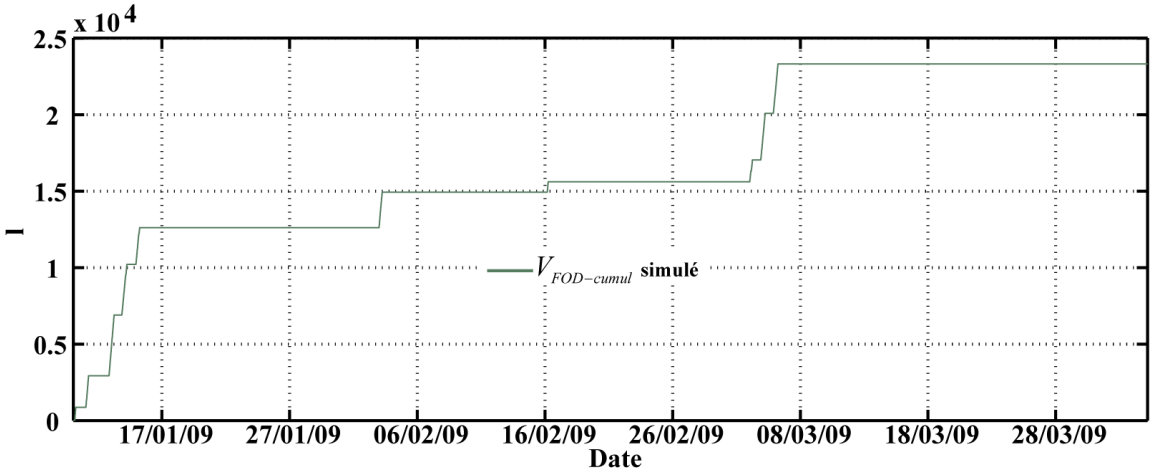


Figure 3.21 – Volume de fioul cumulé total

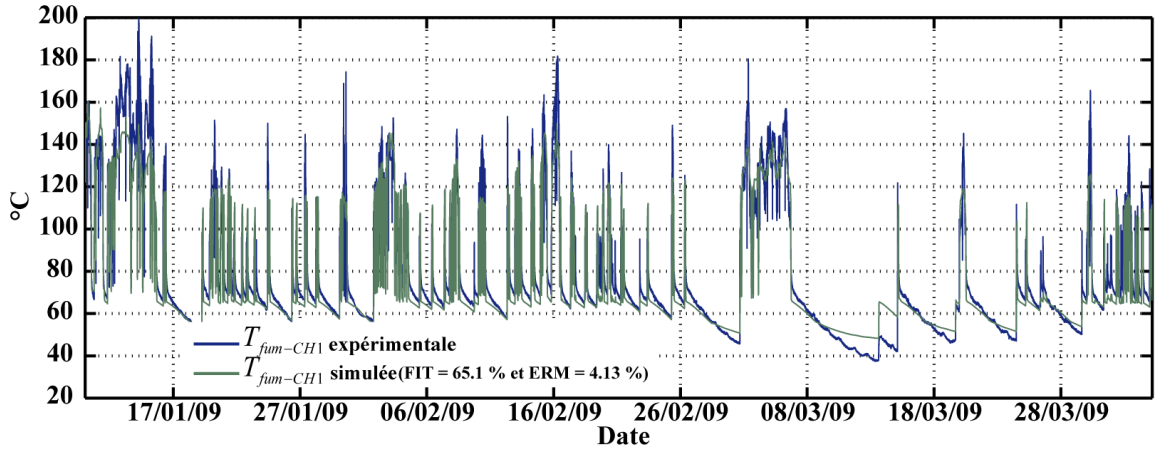


Figure 3.22 – Température des fumées de la chaudière gaz-fioul

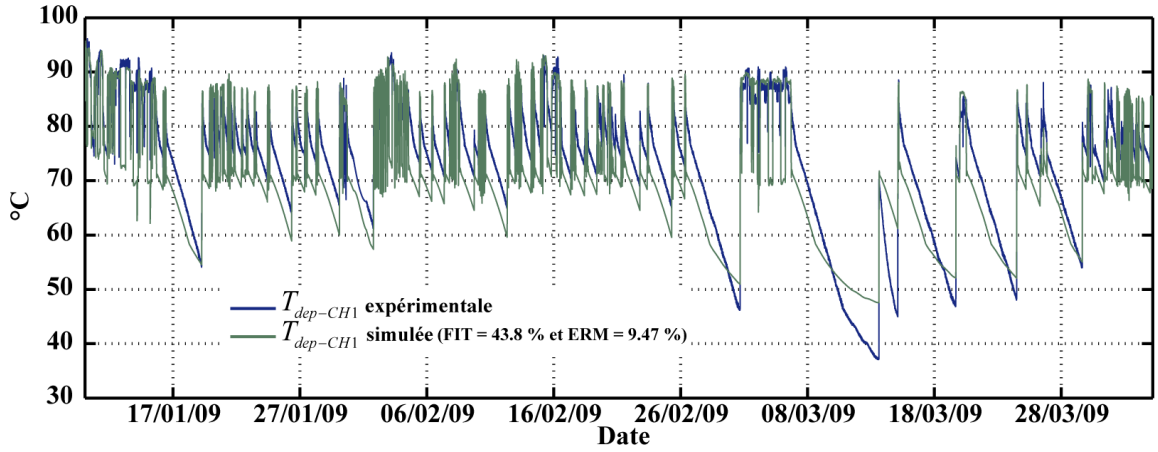


Figure 3.23 – Température de l'eau au départ de la chaudière gaz-fioul

3.3.4 Le circuit hydraulique du collecteur

3.3.4.1 Description

La modélisation du circuit hydraulique du collecteur concerne le débit et les températures de l'eau qui passent dans ce circuit. Le circuit collecteur est constitué de deux parties distinctes (figure 3.24). La première, le *collecteur départ* correspond au circuit hydraulique qui permet d'amener l'eau qui sort des chaudières à l'entrée de la bouteille de découplage hydraulique. La seconde, le *collecteur retour* correspond au circuit hydraulique qui permet d'amener l'eau qui vient de la bouteille de découplage hydraulique à l'entrée des chaudières. Le modèle développé permet de modéliser le débit qui traverse le circuit collecteur en fonction des débits propres à chaque chaudière, de modéliser la température au départ du collecteur, et la température de retour des deux chaudières.

3.3.4.2 Débit d'eau traversant la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{Deb_{CH1}}$)

Description. La période d'échantillonnage des données étant grande devant la mise en route de la pompe d'alimentation de la chaudière, on peut négliger la période transitoire au démarrage de la pompe, et donc

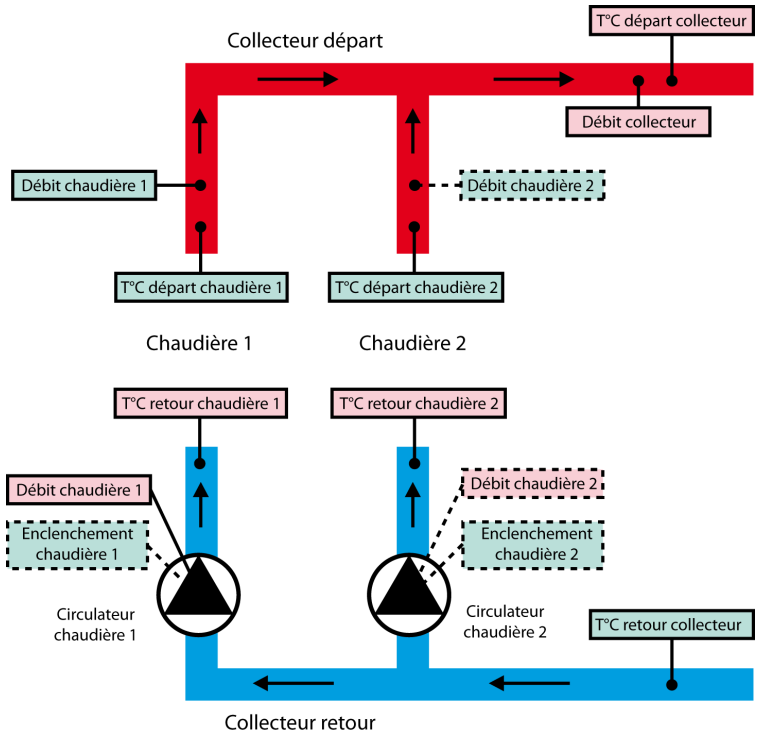


Figure 3.24 – Synoptique du circuit hydraulique collecteur

l'inertie de la pompe. Le débit d'eau traversant la chaudière à gaz-fioul est donc *a priori* constant quand le circuit hydraulique du collecteur est dans un état fixe. En fonctionnement, c'est-à-dire lorsque ($Enc_{CH1} = 1$), cette chaudière possède un débit nominal, $Deb_{nom-CH1-s}$, de $344\,m^3{\cdot}h^{-1}$ quand elle est seule à fonctionner ($Enc_{CH2} = 0$) et un débit nominal, $Deb_{nom-CH1-a}$, de $319\,m^3{\cdot}h^{-1}$ lorsqu'elle est associée à la chaudière 2 ($Enc_{CH2} = 1$). Lorsque la chaudière à gaz-fioul est déconnectée, ($Enc_{CH1} = 0$) , son débit d'eau est nul.

Modélisation. Le modèle du débit d'eau de la chaudière à gaz-fioul est décrit par l'équation algébrique (3.50). Il n'y a pas de relevés du débit de la chaudière à gaz-fioul. Par conséquent, les relevés expérimentaux du débit ont été reconstruits à partir des mesures du débit du collecteur et du débit de la chaudière à bois. Il n'y a pas de paramètres à retrouver à partir de données expérimentales.

$$Deb_{CH1} = Enc_{CH1} \times (Deb_{nom-CH1-s} - (Deb_{nom-CH1-s} - Deb_{nom-CH1-a}) \times Enc_{CH2}) \tag{3.50}$$

3.3.4.3 Débit d'eau traversant la chaudière bois ($\mathbf{Deb_{CH2}}$)

Description. Pour les mêmes raisons que celles concernant la pompe de la chaudière à gaz-fioul, le débit d'eau traversant la chaudière à gaz-fioul est également considéré comme constant quand le circuit hydraulique du collecteur est dans un état fixe. En fonctionnement, c'est-à-dire lorsque ($Enc_{CH2} = 1$), cette chaudière possède un débit nominal, $Deb_{nom-CH2-s}$, de $265\,m^3{\cdot}h^{-1}$ quand elle est seule à fonctionner ($Enc_{CH1} = 0$) et un débit nominal, $Deb_{nom-CH2-a}$, de $246\,m^3{\cdot}h^{-1}$ lorsqu'elle est associée à la chaudière à gaz-fioul ($Enc_{CH1} = 1$). Lorsque la chaudière à bois est déconnectée, ($Enc_{CH2} = 0$) , son débit d'eau est nul. Les débits nominaux ont été extraits d'informations fournies par Cofely et ajustés à partir de relevés expérimentaux.

Modélisation. Le modèle du débit d'eau de la chaudière à bois est décrit par l'équation algébrique (3.51).

$$Deb_{CH2} = Enc_{CH2} \times (Deb_{nom-CH2-s} - (Deb_{nom-CH2-s} - Deb_{nom-CH2-a}) \times Enc_{CH1}) \tag{3.51}$$

3.3.4.4 Débit d'eau dans le circuit collecteur ($\mathbf{Deb_{col}}$)

Description. Le débit d'eau dans le circuit du collecteur correspond à la somme des débits des différentes chaudières alimentant le collecteur. Une mesure expérimentale de ce débit est relevée et à permis de réajuster les débits nominaux de la chaudière 1 dont le débit expérimental a été déduit à partir des mesures de débit du collecteur et de la chaudière à bois.

Modélisation. On sait que le débit du collecteur est égal à la somme des débits des chaudières bois et gaz-fioul. Ainsi, le débit est décrit par l'équation algébrique (3.52). Aucun paramètre n'est à identifier à partir de données expérimentales en se basant sur l'hypothèse que l'eau est incompressible.

$$Deb_{col} = Deb_{CH1} + Deb_{CH2} \tag{3.52}$$

3.3.4.5 Température au départ du collecteur ($\mathbf{T_{dep-col}}$)

Description. La température de l'eau au départ du collecteur, $T_{dep-col}$, correspond à la température de l'eau arrivant au niveau du ballon de séparation hydraulique côté collecteur. Cette eau est un mélange des eaux sortant des chaudières 1 (gaz-fioul) et 2 (bois).

Modélisation. On modélise donc par l'équation algébrique (3.53) la température du collecteur comme étant la moyenne des températures au départ de la chaudière 1 ($T_{dep-CH1}$) et de la chaudière 2 ($T_{dep-CH2}$) , pondérées par leurs débits respectifs (Deb_{CH1} et Deb_{CH2}), par rapport au débit total dans le collecteur (Deb_{col}). Il n'y a ici aucun paramètre à identifier à partir de données expérimentales.

$$T_{dep-col} = \frac{T_{dep-CH1} \cdot Deb_{CH1} + T_{dep-CH2} \cdot Deb_{CH2}}{Deb_{col}} \tag{3.53}$$

3.3.4.6 Température de l'eau au retour de la chaudière gaz-fioul ($\mathbf{T_{ret-CH1}}$)

Description. La température de retour de la chaudière gaz-fioul, $T_{ret-CH1}$, est la température de l'eau froide qui revient à l'entrée de la chaudière. Cette eau provenant directement du retour du collecteur, si la chaudière 1 est enclenchée ($Enc_{CH1} = 1$), la température est égale à la température au retour du collecteur $T_{ret-col}$. Dans le cas contraire ($Enc_{CH1} = 0$), une vanne isole l'entrée de la chaudière et la température au retour de cette chaudière diminue lentement. On fait donc intervenir deux dynamiques différentes selon que la chaudière gaz-fioul est enclenchée ou non.

Modélisation. L'étude de l'évolution de cette température, lorsque la chaudière est à l'arrêt, nous a amené à identifier, par essais successifs, une dynamique du troisième ordre avec convergence vers la température ambiante de la chaufferie. Lorsqu'elle est en fonctionnement, une dynamique du premier ordre permet d'adapter la température au retour de la chaudière 1 à la température au retour du collecteur. Ces deux températures sont légèrement différentes en raison des longueurs de tuyauterie engendrant des pertes thermiques entre les deux points de mesures. Le modèle est décrit par le système d'équations logico-différentielles (3.54).

$$\begin{aligned}
T_{ret-CH1}(k+1) &= Enc_{CH1} \times \left(\alpha_{1,11}^{T_{ret-CH1}} \times T_{ret-CH1}(k) + \beta_1^{T_{ret-CH1}} \times T_{ret-col}(k)\right) \\
&\quad + (1 - Enc_{CH1}) \times \left(T_{ret-CH1}(k) + \alpha_{0,12}^{T_{ret-CH1}} \times x_2^{T_{ret-CH1}}(k)\right) \\
x_2^{T_{ret-CH1}}(k+1) &= (1 - Enc_{CH1}) \times \left(x_2^{T_{ret-CH1}}(k) + \alpha_{0,23}^{T_{ret-CH1}} \times x_3^{T_{ret-CH1}}(k)\right) \\
x_3^{T_{ret-CH1}}(k+1) &= (1 - Enc_{CH1}) \times \left(\alpha_{0,31}^{T_{ret-CH1}} \times T_{ret-CH1}(k) + \alpha_{0,32}^{T_{ret-CH1}} \times x_2^{T_{ret-CH1}}(k)\right. \\
&\quad \left. + \alpha_{0,33}^{T_{ret-CH1}} \times x_3^{T_{ret-CH1}}(k) + \delta_{0,13}^{T_{ret-CH1}}\right)
\end{aligned} \tag{3.54}$$

3.3.4.7 Température de l'eau au retour de la chaudière bois ($\mathbf{T_{ret-CH2}}$)

Description. La température au retour de la chaudière est la température de l'eau froide qui se présente en entrée de la chaudière à bois, donc l'eau qui revient du collecteur. Lorsque la chaudière est en fonctionnement, cette température est très proche de celle mesurée au départ du collecteur. La différence est due aux pertes thermiques entre le collecteur et la chaudière et à une certaine inertie.

Modélisation. On distingue deux dynamiques différentes du premier ordre selon que la chaudière est enclenchée ou non. Dans le cas où la chaudière est arrêtée, est définie une constante de température T_{amb} de 30°C qui correspond à la température à laquelle l'eau devrait se stabiliser lorsque la chaudière sera arrêtée. On obtient ainsi le modèle décrit par l'équations logico-différentielle (3.55).

$$\begin{aligned} T_{ret-CH2}(k+1) \quad = \quad & Enc_{CH2} \times \left(\alpha_1^{T_{ret-CH2}} \times T_{ret-CH2}(k) + \beta_1^{T_{ret-CH2}} \times T_{ret-col}(k)\right) \\ & + (1 - Enc_{CH2}) \times \left(\alpha_0^{T_{ret-CH2}} \times T_{ret-CH2}(k) + \left(1 - \alpha_0^{T_{ret-CH2}}\right) \times T_{amb}\right) \end{aligned} \tag{3.55}$$

3.3.4.8 Résultats de l'identification

La phase d'identification des modèles des températures de retour des chaudières et de départ du collecteur, ainsi que des débits, en utilisant en entrée l'enclenchement des chaudières et la température de départ des chaudières, permet de calculer les paramètres optimaux (tableau 3.11). Les courbes modélisées et expérimentales sont comparées sur les figures 3.28, 3.27, 3.25, 3.26. Les résultats sont probants puisque l'ERM ne dépasse pas les 4 %. L'erreur de modélisation pour $T_{ret_{CH1}}$, lorsque la chaudière à gaz-fioul est déconnectée, peut sembler importante au bout d'un long moment mais cette erreur n'est, en pratique, pas significative car l'eau est à ce moment là isolée du reste de la chaufferie et n'est donc pas mélangée à l'eau qui transite sur le réseau. Quand la chaudière est à nouveau connectée, la convergence du modèle vers les valeurs expérimentales est alors quasiment instantanée, quel que soit l'écart qui ait pu exister pendant la phase d'arrêt de la chaudière.

Paramètre	Valeur	Unité	Paramètre	Valeur	Unité
$Deb_{nom-CH1-s}$	344	$m^3 \cdot h^{-1}$	$Deb_{nom-CH1-a}$	319	$m^3 \cdot h^{-1}$
$Deb_{nom-CH2-s}$	265	$m^3 \cdot h^{-1}$	$Deb_{nom-CH2-a}$	246	$m^3 \cdot h^{-1}$
$\alpha_{1,11}^{T_{ret-CH1}}$	$6{,}291\times10^{-1}$	–	$\beta_1^{T_{ret-CH1}}$	$3{,}769\times10^{-1}$	–
$\alpha_{0,12}^{T_{ret-CH1}}$	$-2{,}353\times10^{-1}$	–	$\alpha_{0,23}^{T_{ret-CH1}}$	$-1{,}142\times10^{-3}$	–
$\alpha_{0,31}^{T_{ret-CH1}}$	$-1{,}214\times10^{-1}$	–	$\alpha_{0,32}^{T_{ret-CH1}}$	$0{,}7744\times10^{1}$	–
$\alpha_{0,33}^{T_{ret-CH1}}$	$-9{,}977\times10^{-1}$	–	$\delta_{0,13}^{T_{ret-CH1}}$	$0{,}5680\times10^{1}$	–
$\alpha_1^{T_{ret-CH2}}$	$2{,}759\times10^{-1}$	–	$\beta_1^{T_{ret-CH2}}$	$7{,}321\times10^{-1}$	–
$\alpha_0^{T_{ret-CH2}}$	$9{,}996\times10^{-1}$	–			

Tableau 3.11 – Paramètres identifiés pour le modèle du collecteur

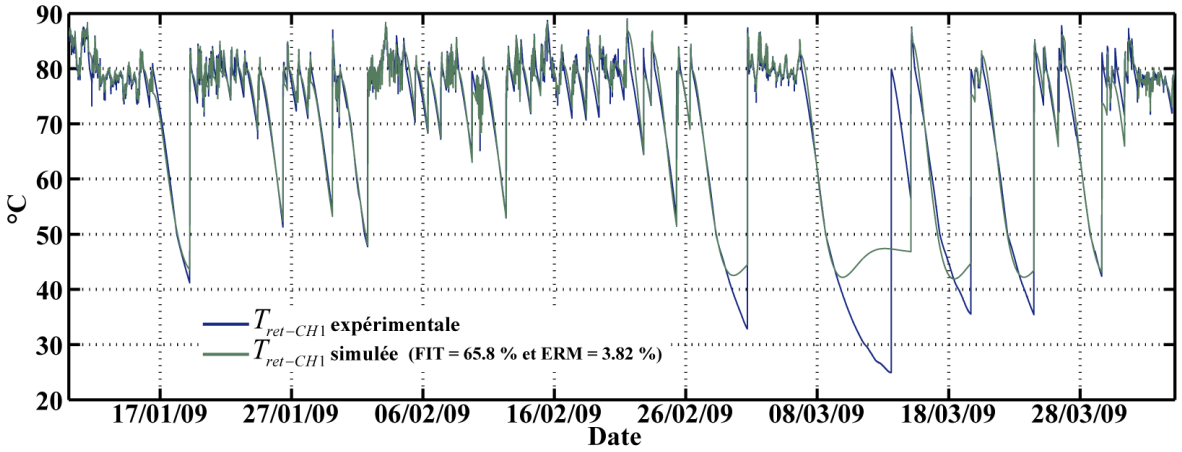


Figure 3.25 – Température au retour de la chaudière gaz-fioul

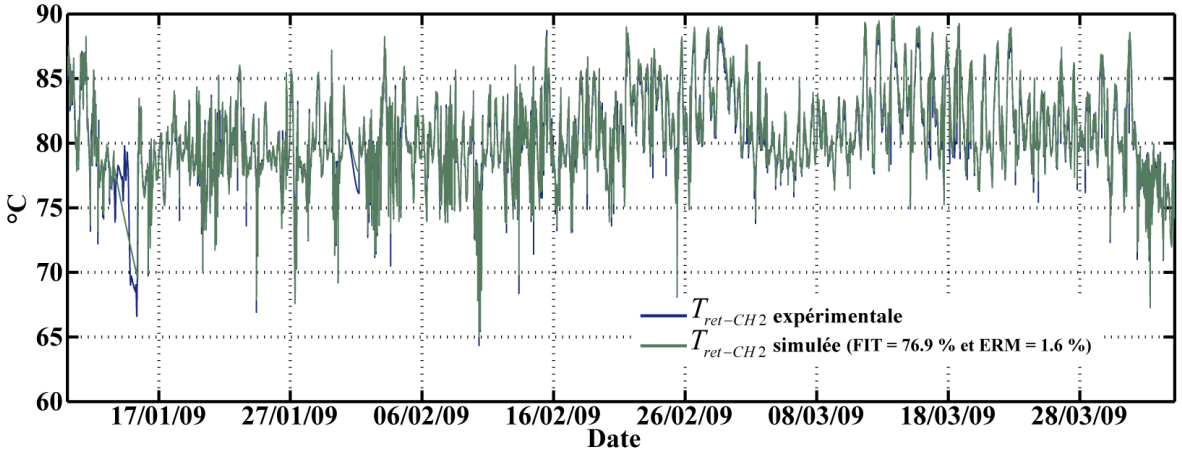


Figure 3.26 – Température au retour de la chaudière à bois

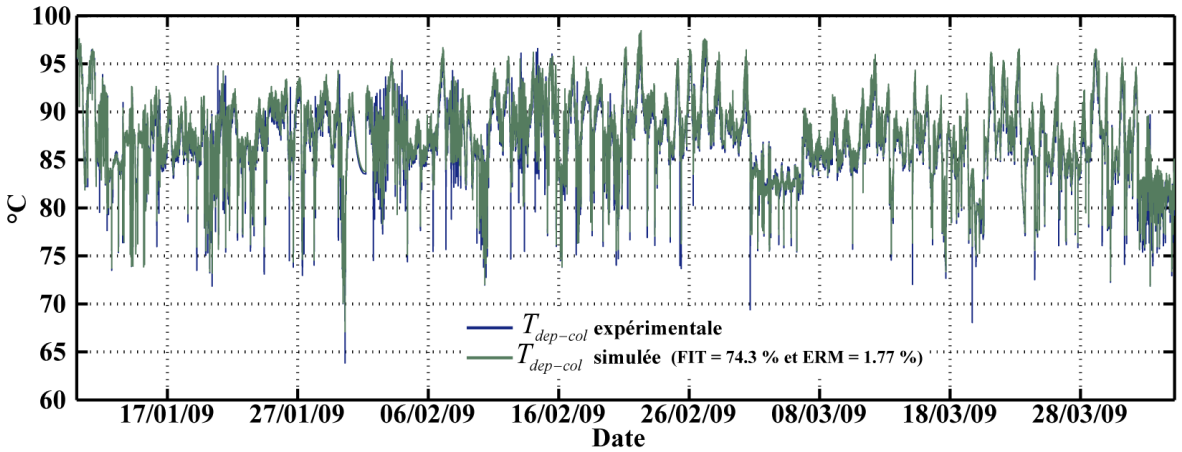


Figure 3.27 – Température au départ du collecteur

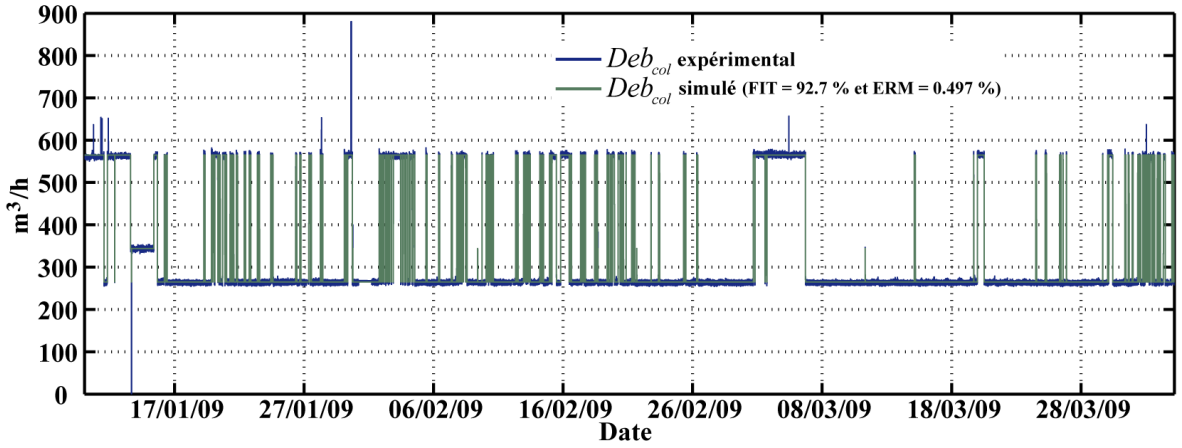


Figure 3.28 – Débit dans le collecteur

3.3.5 La bouteille de découplage hydraulique

3.3.5.1 Description

Une bouteille de découplage hydraulique permet de connecter deux circuits hydrauliques dont les débits, imposés par des pompes sur chacun des circuits, sont différents. L'adaptation des débits se fait par le recyclage d'une partie de l'eau du circuit dont le débit est le plus important. Ici, la bouteille de découplage hydraulique (figure 3.29) connecte le circuit hydraulique du réseau primaire au circuit hydraulique du collecteur, dont les débits sont différents. En effet, selon que sur le circuit du collecteur, la chaudière à bois fonctionne seule ou est accompagnée par la chaudière à gaz-fioul, le débit varie brusquement du simple au double (cf. 3.3.4), tandis que sur le circuit primaire, le débit du réseau varie en fonction de la température extérieure (cf. 3.3.6). Ainsi, quand le débit du collecteur est supérieur au débit du réseau primaire, une partie de l'eau au départ du collecteur est recyclée directement au retour du collecteur, sans passer par le réseau. Inversement, quand le débit du réseau primaire est supérieur au débit du collecteur, une partie de l'eau qui revient du réseau est recyclée et se retrouve à nouveau au départ du réseau sans passer par le circuit du collecteur. Notons également que la mesure de la température de l'eau qui revient du réseau et entre dans la bouteille n'est pas connue. En effet, une partie de l'eau (environ la moitié du débit) revenant du réseau est réchauffée par la centrale de cogénération avant d'atteindre la bouteille. Le modèle global de la bouteille de séparation hydraulique est un modèle qui prend en entrée les températures au départ du collecteur, au retour du réseau et au départ de la cogénération, les débits du réseau et de la cogénération, la consigne de pression différentielle du réseau et la pression de retour du réseau. Les sorties de ce modèle sont les températures au retour du collecteur et au départ du réseau.

3.3.5.2 Température au retour du réseau en entrée de la bouteille ($\mathbf{T_{ret-bout-res}}$)

Description. Afin de pouvoir modéliser le comportement de la bouteille de découplage hydraulique, il est nécessaire de déterminer la température de l'eau qui entre dans la bouteille côté réseau, qui résulte du mélange de l'eau qui revient directement du réseau et de l'eau qui est passée par l'échangeur de la cogénération. Il n'y a pas de relevés de cette température.

Modélisation. Cette température se modélise par l'équation algébrique (3.56), en calculant la moyenne de la température de l'eau qui revient directement du réseau $T_{ret-res}$ et de la température de l'eau qui a été

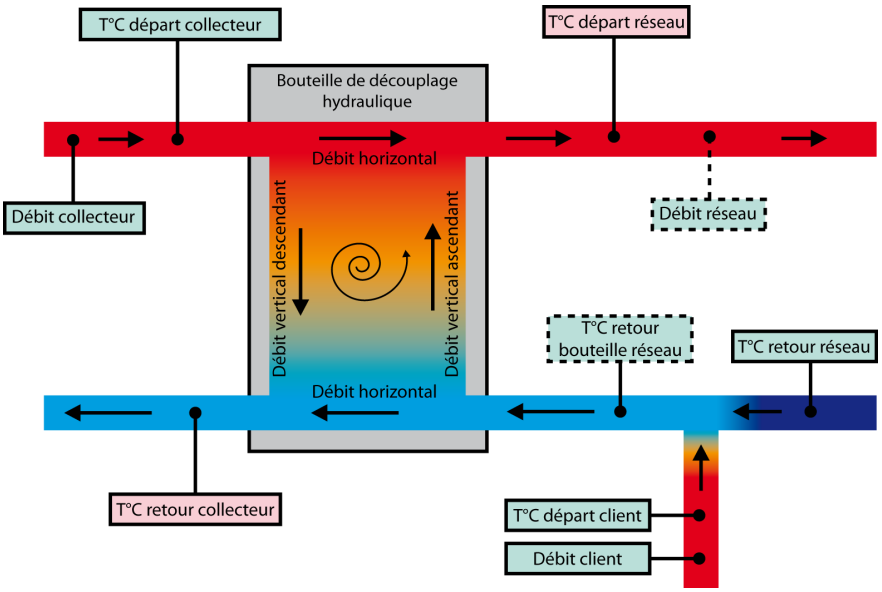


Figure 3.29 – Synoptique de la bouteille de découplage hydraulique

réchauffée par la cogénération $T_{dep-client}$, pondérées par leurs débits respectifs, $Deb_{res} - Deb_{client}$ et Deb_{client}.

$$T_{ret-bout-res} = \frac{T_{ret-res} \cdot (Deb_{res} - Deb_{client}) + T_{dep-client} \cdot Deb_{client}}{Deb_{res}} \tag{3.56}$$

3.3.5.3 Débit horizontal (Deb_H) et débits verticaux (Deb_{V-up}, Deb_{V-down}) dans la bouteille de découplage

Description. Le calcul des températures de sortie de la bouteille de découplage hydraulique nécessite de déterminer comment a lieu le recyclage à l'intérieur de la bouteille, c'est-à-dire de comprendre comment l'eau circule horizontalement et verticalement en fonction du débit du réseau et du débit du collecteur. Il faut donc modéliser le débit horizontal qui fait le lien en direct entre le circuit hydraulique du collecteur et du réseau, ainsi que les débits de recyclage verticaux qui peuvent être la conséquence de la différence de débit entre les deux circuits hydrauliques connectés. Le débit ascendant, entre le retour bouteille réseau et le départ réseau, apparaît quand le débit du réseau est supérieur au débit du collecteur. Le débit descendant, entre le départ du collecteur et le retour du collecteur, apparaît dans le cas contraire.

Modélisation. Le débit horizontal (Deb_H) correspond au débit minimal entre le débit du réseau (Deb_{res}) et le débit du collecteur (Deb_{col}) (équation (3.57)). Les débits verticaux ascendant $Deb_{V_{up}}$ et descendant $Deb_{V_{down}}$ se déduisent de l'écart entre le débit du réseau et le débit du collecteur (système logico-algébrique (3.58)).

$$Deb_H = \min(Deb_{res}, Deb_{col}) \tag{3.57}$$

$$\begin{aligned} \delta_{Deb_V} &= (Deb_{res} - Deb_{col}) \geq 0 \\ Deb_{V-up} &= \delta_{Deb_V} \cdot (Deb_{res} - Deb_{col}) \\ Deb_{V-down} &= (1 - \delta_{Deb_V}) \cdot (Deb_{col} - Deb_{res}) \end{aligned} \tag{3.58}$$

3.3.5.4 Température au retour du collecteur ($\mathbf{T_{ret-col}}$)

Description. Une partie de l'eau qui ressort de la bouteille de découplage hydraulique retourne alimenter en eau le circuit du collecteur. Cette eau provient majoritairement de l'eau froide qui revient du réseau et en

cas de recyclage côté collecteur, d'une partie de l'eau chaude au départ du collecteur.

Modélisation. La moyenne entre la température au retour de la bouteille côté réseau $T_{ret-bout-res}$ et la température au départ du collecteur $T_{dep-col}$, pondérées respectivement par le débit horizontal et vertical descendant, permet de calculer la température au retour du collecteur (3.59).

$$T_{ret-col} = \frac{T_{ret-bout-res} \cdot Deb_H + T_{dep-col} \cdot Deb_{V-down}}{Deb_H + Deb_{V-down}} \tag{3.59}$$

3.3.5.5 Température de départ du réseau ($\mathbf{T_{dep-res}}$)

Description. L'eau au départ du réseau correspond à l'eau chaude qui est fournie par le collecteur, éventuellement mélangée à une partie de l'eau qui retourne du réseau à la bouteille, en cas de recyclage côté réseau.

Modélisation. Le calcul de cette température (3.60) est identique à celui de $T_{ret-col}$ à partir du débit ascendant de recyclage du réseau.

$$T_{dep-res} = \frac{T_{dep-col} \cdot Deb_H + T_{ret-bout-res} \cdot Deb_{V-up}}{Deb_H + Deb_{V-up}} \tag{3.60}$$

3.3.5.6 Résultats de la modélisation

La simulation des températures de sortie de la bouteille, en utilisant en entrée du modèle les mesures relevées sur le site pour les débits et les températures entrantes, aboutit aux résultats présentés par les figures 3.30-3.31. L'analyse de ces résultats (coefficient d'ERM inférieur à 4 %) nous indique que le modèle de connaissance permet de simuler de façon très satisfaisante ces deux températures et ainsi de rendre compte du fonctionnement interne de la bouteille de découplage hydraulique.

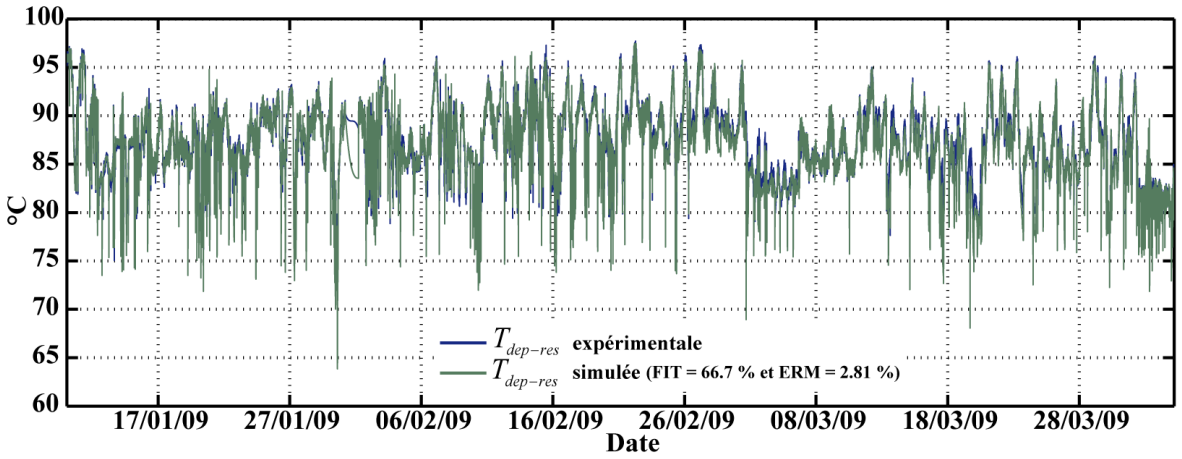


Figure 3.30 – Température au départ du réseau

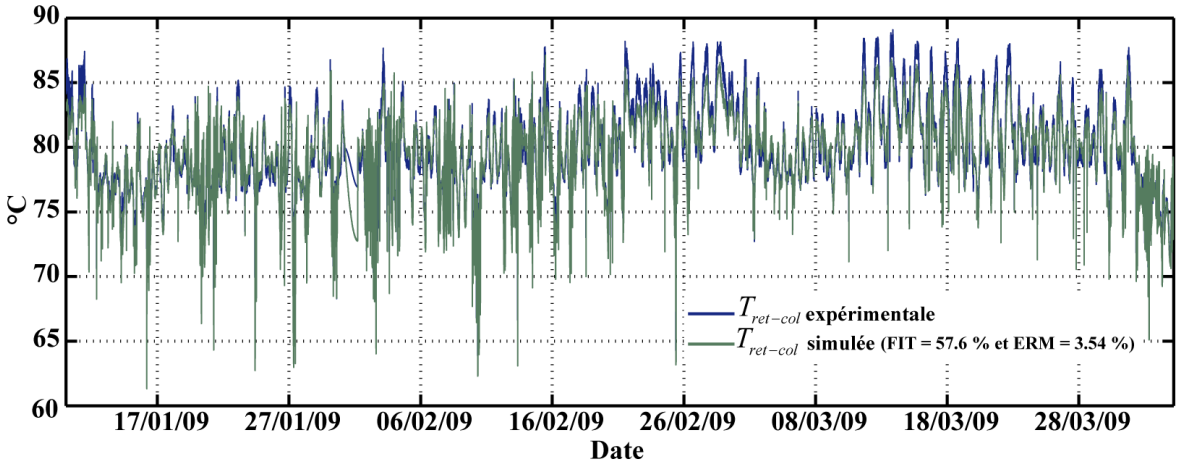


Figure 3.31 – Température au retour du collecteur

3.3.6 La régulation de pression sur le réseau de chaleur

3.3.6.1 Description

Sur le réseau de distribution d'eau chaude (figure 3.32), le débit d'eau n'est pas directement contrôlé, c'est la pression différentielle qui l'est, grâce à l'ouverture de la pompe d'alimentation. La pression différentielle du réseau correspond à la différence de pression qui existe entre la pression au départ et au retour du réseau. Le débit varie de façon continue en fonction de la pression. Cette pression différentielle suit une consigne qui varie en fonction de la température extérieure. En effet, des températures extérieures basses entraînent une plus forte consommation de puissance, or la puissance étant directement proportionnelle au débit, pour augmenter la puissance fournie, le débit (donc la pression différentielle) est augmenté.

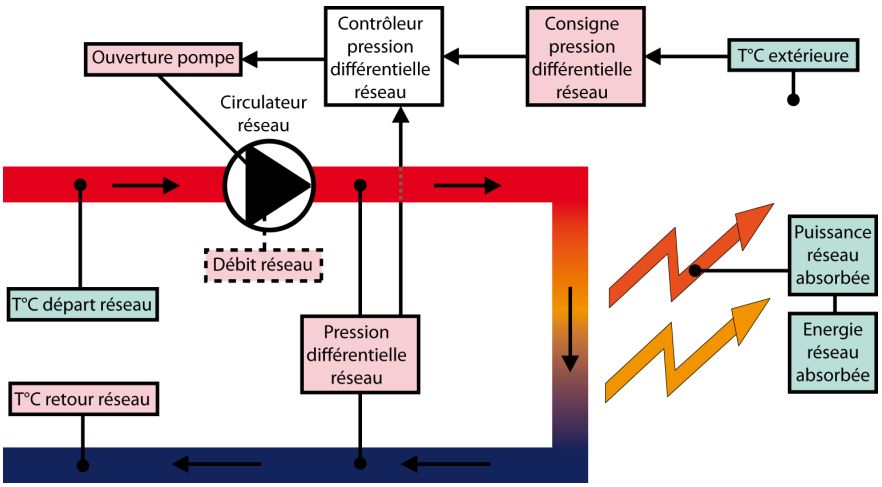


Figure 3.32 – Synoptique du réseau de chaleur

3.3.6.2 Consigne de pression différentielle du réseau ($\mathbf{Pres_{consi}}$)

Description. La consigne de pression différentielle du réseau s'établit en fonction de la température extérieure. Cette consigne permet de fixer à la valeur désirée la pression du réseau. Celle-ci doit être augmentée quand la température extérieure diminue et diminuée dans le cas contraire.

Modélisation. À partir des informations fournies par Cofely sur la régulation en pression de la pompe, il est possible de modéliser la consigne de pression différentielle par le système d'équations (3.61) Si la température extérieure est inférieure à une température de seuil minimale, la consigne de pression différentielle doit être égale à une pression maximale de 1.1 bars. Si la température extérieure est supérieure à une température de seuil maximale, la consigne de pression différentielle doit être égale à une pression minimale égale à 0.85 bars. Si la température extérieure se trouve entre ces deux températures de seuil, la consigne de pression différentielle varie linéairement entre les deux extrêmes.

$$\begin{array}{rcl} C_1^{Pres_{consi}} & = & T_{ext}(k) \leq T_{ext-inf} \\ C_2^{Pres_{consi}} & = & T_{ext}(k) \geq T_{ext-sup} \\ C_3^{Pres_{consi}} & = & (T_{ext}(k) \geq T_{ext-inf}) \wedge (T_{ext}(k) \leq T_{ext-sup}) \\ a^{Pres_{consi}} & = & \dfrac{Pres_{sup} - Pres_{inf}}{T_{ext-inf} - T_{ext-sup}} \\ b^{Pres_{consi}} & = & Pres_{sup} - a^{Pres_{consi}} \times T_{ext-inf} \\ Pres_{consi}(k+1) & = & C_1^{Pres_{consi}} \times Pres_{inf} + C_2^{Pres_{consi}} \times Pres_{sup} \\ & & + C_3^{Pres_{consi}} \times \left(a^{Pres_{consi}} \times T_{ext}(k) + b^{Pres_{consi}} \right) \end{array} \tag{3.61}$$

3.3.6.3 Pression différentielle du réseau ($\mathbf{Pres_{diff}}$)

Description. L'étude des mesures de pression différentielle montre que cette variable est très bien contrôlée puisqu'elle recoupe parfaitement la consigne. Malgré tout cette mesure est entachée d'un bruit important. Les informations à notre disposition ne permettent pas de dire si ce bruit est lié à la mesure (problème de capteur) ou à une variation de faible amplitude de la variable physique à une fréquence importante.

Modélisation. Pour être au plus proche de la valeur mesurée, et s'affranchir de l'identification d'un processus de régulation inconnu qui semble réagir très rapidement et ne génère pas de biais, de retard ou d'inertie sur la variable contrôlée, la modélisation de cette variable se base directement sur la valeur de la consigne (3.62). On notera que les valeurs expérimentales sont entachées d'un important bruit blanc dont on ne tient pas compte ici.

$$Pres_{diff} = Pres_{consi} \tag{3.62}$$

3.3.6.4 Ouverture de la pompe du réseau ($\mathbf{Ouv_{ppe}}$)

Description. La pompe qui fixe le débit du réseau fonctionne à débit variable. En l'absence de la mesure du débit, il a été possible de relever le pourcentage d'ouverture de la partie variable pompe. En effet, celle-ci possède un débit constant auquel vient s'ajouter une composante variable piloté par le régulateur de pression.

Modélisation. En l'absence d'informations sur le mode de fonctionnement de la pompe qui fixe le débit, la mesure de la pression différentielle ($Pres_{diff}$) et de la température extérieure (T_{ext}), ainsi que la prise en compte de la consigne de pression différentielle ($Pres_{consi}$), a conduit à définir une structure sous la forme proposée par (3.63).

$$\begin{array}{rcl} Ouv_{ppe}(k+1) & = & \alpha^{Ouv_{ppe}} \cdot Ouv_{ppe}(k) + \beta_1^{Ouv_{ppe}} \cdot Pres_{consi}(k) \\ & & + \beta_2^{Ouv_{ppe}} \cdot T_{ext}(k) + \beta_3^{Ouv_{ppe}} \cdot Pres_{diff}(k) + \gamma^{Ouv_{ppe}} \end{array} \tag{3.63}$$

3.3.6.5 Débit du réseau ($\mathbf{Deb_{res}}$)

Description. Le débit du réseau n'est malheureusement pas mesuré. Il s'agit donc d'une faiblesse importante du modèle car dépendent de lui notamment, le calcul de la puissance consommée et la répartition des débits dans la bouteille de découplage hydraulique. Cependant, quelques points de mesures ont été réalisé par Cofely

pour corréler la pression différentielle et le débit du réseau. Ces points sont regroupés dans le tableau 3.12. Il est donc possible de reconstruire la courbe expérimentale supposée du débit en se basant sur une interpolation des données enregistrées dans ce tableau et le relevé expérimental de la pression différentielle.

Pression différentielle [bars]	Débit [$m^3 \cdot h^{-1}$]
0,4	248
0,45	285
0,6	332
0,7	360
0,8	375
0,9	405
1	430
1,1	435

Tableau 3.12 – Relation entre la pression différentielle et le débit

Modélisation. Il semble cependant que ces points de mesures sont insuffisants pour modéliser le débit sur le réseau. En effet, d'après cette équivalence entre pression et débit, à certains moments, la pression différentielle est constante (minimale) sur une longue durée (en ne considérant pas le bruit) alors que dans le même temps, l'ouverture de la pompe varie. Il semble donc plus logique de s'appuyer sur le pourcentage d'ouverture de la pompe pour modéliser le débit et d'utiliser les valeurs données par la relation entre pression différentielle et débit pour ajuster la courbe modélisée dans la bonne plage de variations. Le débit du réseau est modélisé à partir du carré de l'ouverture de la pompe (3.64). En effet, le débit varie en fonction de la section d'ouverture de la pompe.

$$Deb_{res}(k+1) = \beta^{Deb_{res}} \times \left(Ouv_{ppe}(k)\right)^2 + \gamma^{Deb_{res}} \tag{3.64}$$

Après avoir modélisé et identifié le débit du réseau, les valeurs de celui-ci on été réutilisées pour la modélisation et l'identification des autres systèmes. L'utilisation de ce débit dans le modèle de la bouteille de découplage hydraulique, a montré que le principe de conservation de l'énergie lors des mélanges était en partie biaisé de façon continue par une mésestimation d'un des débits incidents. Le débit au niveau du collecteur étant connu avec précision et fiabilité puisque mesuré et recoupé avec les informations à disposition, il est apparu que le débit du réseau avait été surestimé. C'est pourquoi il a dû subir une transformation linéaire (3.65) pour diminuer sa valeur et faire en sorte de minimiser l'écart entre les sorties modélisées et expérimentales au niveau de la bouteille de découplage hydraulique.

$$Deb_{res} = \eta^{Deb_{res}} \times Deb_{res} + \kappa^{Deb_{res}} \tag{3.65}$$

3.3.6.6 Résultats de l'identification

Les paramètres identifiés pour le modèle de la régulation du réseau sont regroupés au sein du tableau 3.13. Les figures 3.33, 3.34, 3.35, 3.36 permettent de comparer les valeurs simulées et les valeurs expérimentales. Il est à noter pour le débit que la variable dite « réelle » est en fait la variable basée sur la conversion pression différentielle / débit avec transformation linéaire (3.65) alors que la variable dite simulée est basée sur le calcul du débit en fonction de l'ouverture de la pompe (3.64) avec correction linéaire (3.65). C'est cette seconde variable qui est au final décrite comme la plus « réaliste » et qui est donc utilisée par les autres modèles (bouteille par exemple) en tant qu'entrée « expérimentale ». En ce qui concerne les autres variables, les variables simulées rendent compte de manière satisfaisante de la réalité.

Paramètre	Valeur	Unité	Paramètre	Valeur	Unité
$T_{ext-inf}$	−2,141	℃	$T_{ext-sup}$	2,864	℃
$\alpha^{Ouv_{ppe}}$	$-2{,}702\times10^{-1}$	–	$\beta_1^{Ouv_{ppe}}$	$4{,}514\times10^{1}$	–
$\beta_2^{Ouv_{ppe}}$	$-0{,}1552\times10^{1}$	–	$\beta_3^{Ouv_{ppe}}$	$1{,}913\times10^{1}$	–
$\gamma^{Ouv_{ppe}}$	$1{,}203\times10^{1}$	–	$\beta^{Deb_{res}}$	$1{,}461\times10^{-2}$	–
$\gamma^{Deb_{res}}$	$0{,}2017\times10^{1}$	–	$\eta^{Deb_{res}}$	$0{,}1852\times10^{1}$	–
$\kappa^{Deb_{res}}$	−478,0	$m^3{\cdot}h^{-1}$			

Tableau 3.13 – Paramètres identifiés pour le modèle de la régulation de pression du réseau

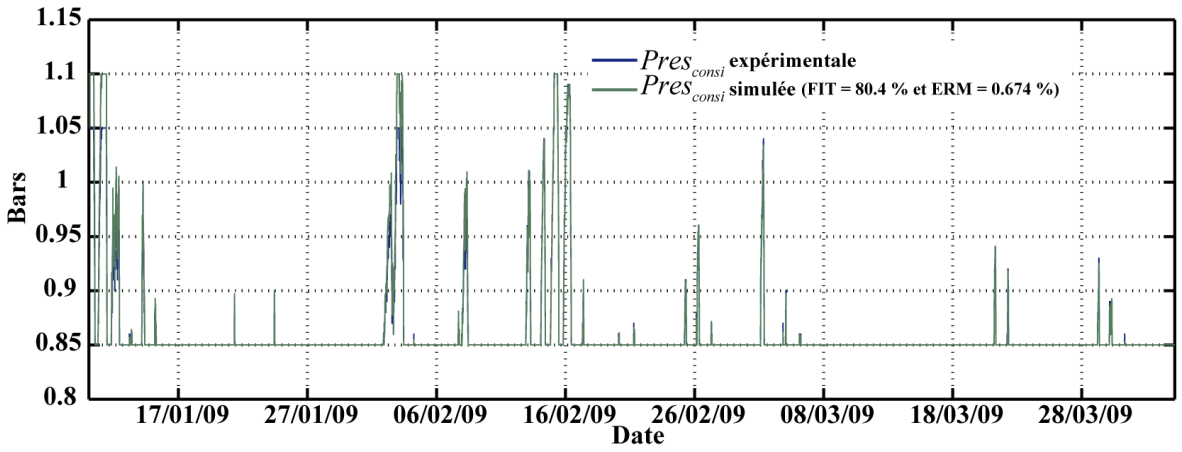


Figure 3.33 – Consigne de pression différentielle sur le réseau

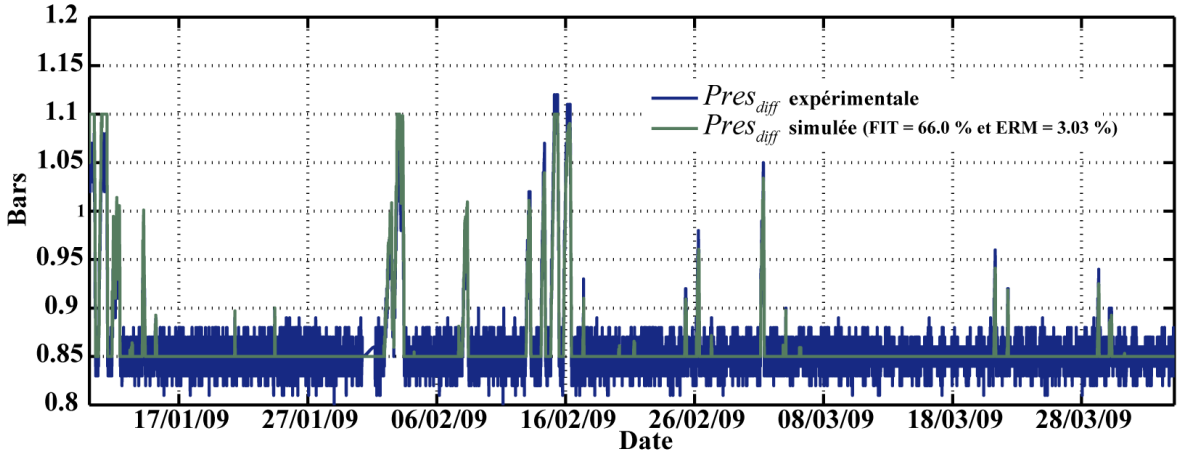


Figure 3.34 – Pression différentielle sur le réseau

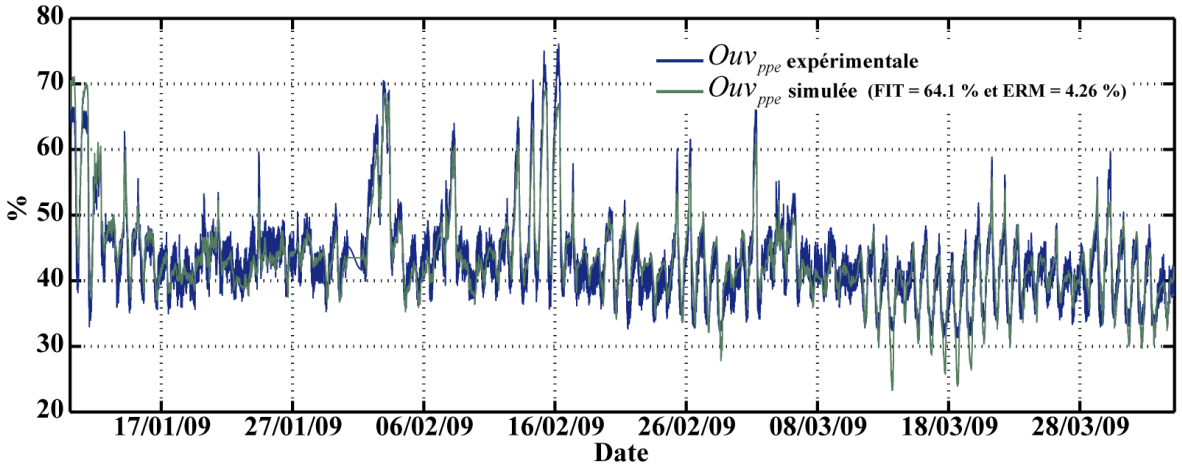


Figure 3.35 – Ouverture de la pompe d'alimentation du réseau

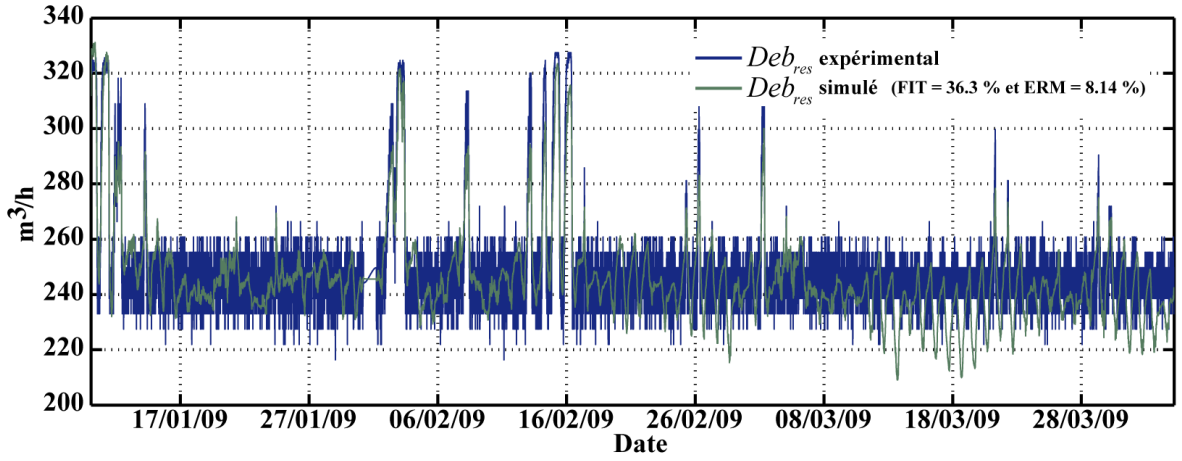


Figure 3.36 – Débit réseau

3.3.7 Chaleur consommée par le réseau

3.3.7.1 Description

La chaufferie alimente un réseau de chaleur de 3000 m^3 d'eau qui circule sous un quartier entier de La Rochelle. Ce réseau alimente des habitations de particuliers ou des bâtiments publics tels qu'un lycée ou un parc des expositions. Cette chaleur est utilisée principalement pour le chauffage des bâtiments mais également pour l'eau chaude sanitaire. L'ensemble correspond à la consommation équivalente de 3500 logements (dont 2700 pour le chauffage). D'un bout à l'autre du réseau, une quarantaine de sous-stations viennent y puiser de la chaleur via des échangeurs thermiques, afin de la redistribuer aux bâtiments proches. Parmi ces sous-stations, une douzaine possède des capteurs solaires thermiques permettant de répondre en partie aux besoins énergétiques. L'ensemble de ces panneaux solaires représente une surface totale de 1125 m^2. La consommation de chaleur sur le réseau est très variable au cours de la journée et de l'année. En effet, plus il fait froid et plus la consommation est importante. On note également des pics de consommation à certains moments de la journée, le matin et le soir. Le modèle développé rend compte de la chaleur absorbée par le réseau et permet de retrouver la température de l'eau au retour du réseau en fonction de la température de l'eau envoyée sur

le réseau et de la puissance consommée.

3.3.7.2 Puissance thermique consommée par le réseau de chaleur ($\mathbf{P_{res}}$)

Description. La chaufferie de La Rochelle ne possède pas de compteur énergétique à proprement parler entre le départ et le retour du réseau. Cependant, à partir de la mesure de la température au départ et au retour du réseau, ainsi que du débit, il est possible de reconstruire la puissance absorbée. Cette variable ne fait pas partie des variables internes du modèle de la chaufferie. Il s'agit d'une variable exogène qui influe sur le fonctionnement de la chaufferie en modifiant directement la température de retour du réseau. Cette modélisation ne sert donc qu'à retrouver cette variable, dont l'acquisition fait défaut. Les valeurs expérimentales reconstruites seront dès lors utilisées comme les valeurs expérimentales d'une variable exogène influente, au même titre que la température extérieure.

Modélisation. Le calcul permettant de reconstruire la puissance (3.66) se base sur l'équation liant la puissance au débit Deb_{res} et à l'écart de température entre le départ $T_{dep-res}$ et le retour $T_{ret-res}$.

$$P_{res} = \frac{Deb_{res} \times (T_{dep-res} - T_{ret-res}) \times \rho_{eau} \times Cp_{eau}}{3600} \tag{3.66}$$

3.3.7.3 Température de retour du réseau ($\mathbf{T_{ret-res}}$)

Description. La température au retour du réseau correspond à la température de l'eau froide, juste avant la cogénération.

Modélisation. Cette température est calculée (3.67) à partir de la température de l'eau au départ du réseau ($T_{dep-res}$) diminuée de la puissance thermique absorbée par le réseau (P_{res}) (influence exogène au modèle de la chaufferie) en prenant en compte le débit du réseau (Deb_{res}).

$$T_{ret-res} = T_{dep_res} - \frac{P_{res} \times 3600}{Deb_{res} \times \rho_{eau} \times Cp_{eau}} \tag{3.67}$$

3.3.7.4 Résultats de l'identification

La puissance absorbée étant en réalité une variable extérieure expérimentale reconstituée à l'aide de ce modèle physique, il n'y a pas lieu de la comparer. L'évolution de cette variable est décrite dans le chapitre 5 au cours de la prédiction à court terme de cette variable.

La température au retour du réseau a été modélisée physiquement en s'appuyant sur la puissance absorbée, elle-même calculée à partir de cette température. Il s'agit donc d'une double inversion d'un modèle n'ayant aucun paramètres à identifier. Il n'y a donc pas lieu de la comparer avec une valeur expérimentale car le modèle est basé sur les valeurs expérimentales qui ont permis de calculer cette puissance. Il n'y a donc ici aucune différence entre valeurs expérimentales et valeurs simulées. L'évolution de cette température est présentée par la figure 3.37, les valeurs caractéristiques de l'eau étant groupées dans le tableau 3.14.

Paramètre	Valeur	Unité
ρ_{eau}	971,6	$kg{\cdot}m^{-3}$
Cp_{eau}	4196	$J{\cdot}kg^{-1}{\cdot}K^{-1}$

Tableau 3.14 – Paramètres du modèle du réseau de chaleur

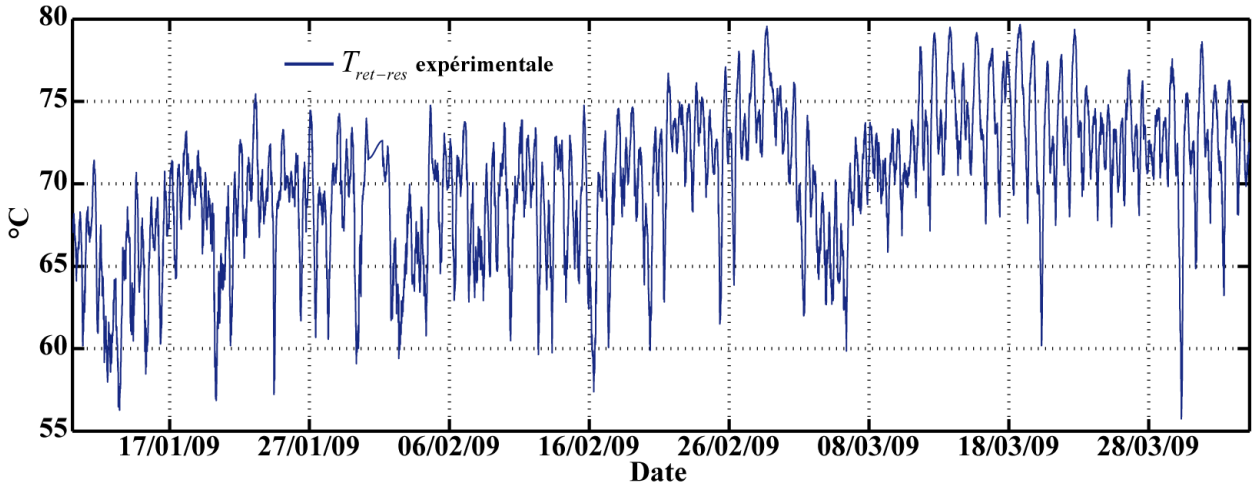


Figure 3.37 – Température au retour du réseau

3.3.8 La centrale de cogénération

Une partie de l'eau froide de retour du réseau est réchauffée par la centrale de cogénération, par l'intermédiaire d'un échangeur thermique à plaques (figure 3.38), alimenté par l'eau chaude du circuit interne de la cogénération. Une partie de l'eau arrivant de la centrale est cependant détournée et dissipée dans un aérotherme afin d'éviter que la température de l'eau qui retourne se mélanger à l'eau qui revient du réseau ne dépasse 73 °C.

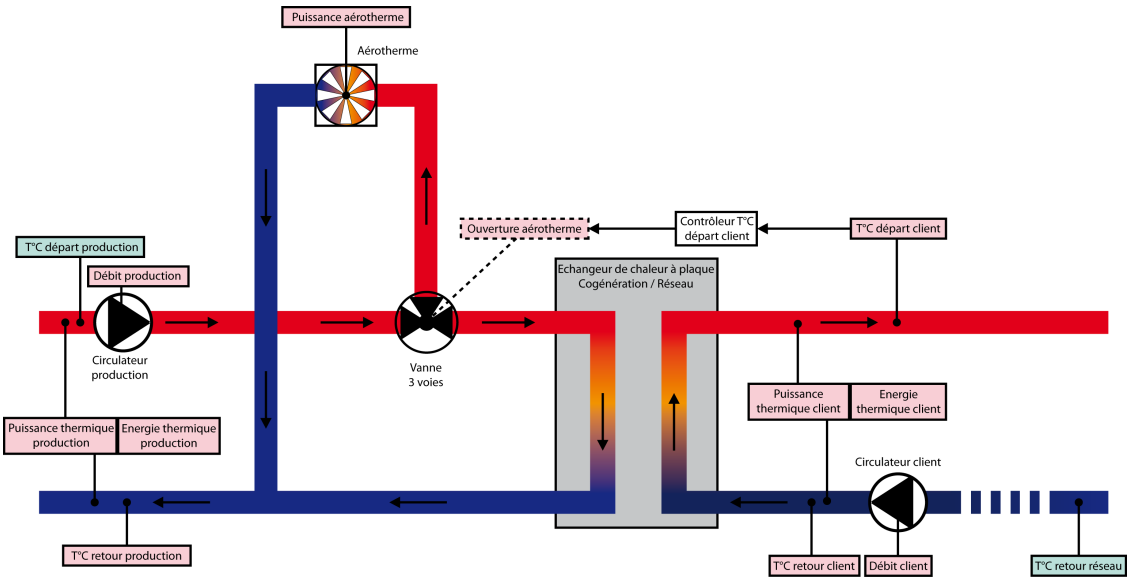


Figure 3.38 – Synoptique de l'échangeur cogénération/réseau

La centrale de cogénération est composée de deux moteurs à gaz qui délivrent une puissance totale d'environ 2,5 MW thermique (figure 3.39). Ce modèle décrit le fonctionnement propre de la cogénération, à partir de l'eau froide qui revient de l'échangeur avec le réseau, jusqu'à l'eau réchauffée qui retourne vers cet échangeur, après avoir traversé les échangeurs des moteurs de la cogénération.

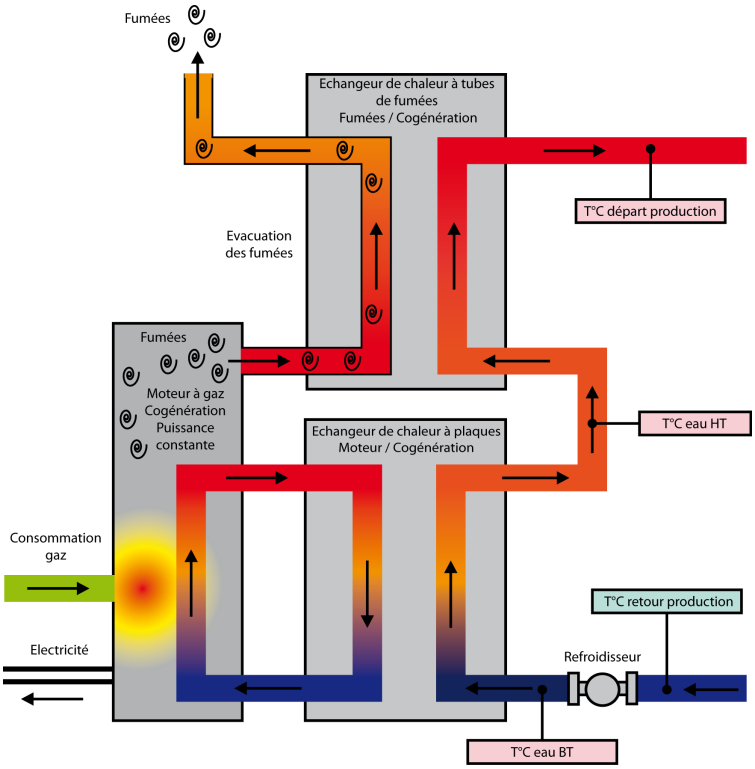


Figure 3.39 – Synoptique de la cogénération

3.3.8.1 Débit client ($\mathbf{Deb_{client}}$)

Description. Le débit client correspond au débit de l'eau qui est détourné du circuit hydraulique du réseau primaire, au retour de celui-ci.

Modélisation. Le débit client (Deb_{client}) est sensé être constant ($Deb_{client-nom}$) quand la cogénération est en marche (3.68).

$$Deb_{client} = Deb_{client-nom} \tag{3.68}$$

3.3.8.2 Température retour client ($\mathbf{T_{ret-client}}$)

Description. L'eau qui est prélevée au retour du réseau est amenée au niveau de l'échangeur cogénération/réseau. Due à la longueur de tuyauterie, l'eau qui arrive en entrée de l'échangeur a perdu une petite partie de sa chaleur.

Modélisation. La température qui arrive à l'entrée de l'échangeur ($T_{ret-client}$) est calculée à partir de la température au retour du réseau ($T_{ret-client}$), en y ajoutant une petite perte de chaleur (3.69).

$$T_{ret-client}(k+1) = \beta^{T_{ret-client}} \cdot T_{ret-res}(k) + \gamma^{T_{ret-client}} \tag{3.69}$$

3.3.8.3 Débit production ($\mathbf{Deb_{prod}}$)

Description. Le débit production est le débit de l'eau qui parcourt le circuit interne de la cogénération (échangeurs cogénération/réseau, moteur, fumées).

Modélisation. De même que le débit client, une pompe assure un débit constant ($Deb_{prod-nom}$) pour le circuit de production (3.70).

$$Deb_{prod} = Deb_{prod-nom} \tag{3.70}$$

3.3.8.4 Ouverture vanne aérotherme ($\mathbf{Ouv_{aero}}$)

Description. Un aérotherme permet de dissiper une partie de la chaleur du circuit de production (au départ de celui-ci) lorsque la température de l'eau qui sort de l'échangeur cogénération / réseau, est supérieure à 73°C. L'ouverture de l'aérotherme correspond donc au pourcentage d'ouverture de la vanne faisant passer une partie du débit de production dans l'aérotherme. Ce débit n'est jamais connu.

Modélisation. Aucune mesure de cette variable n'est réalisée, il n'est donc pas possible de comparer les valeurs fournies par le modèle à des valeurs expérimentales. Cependant, il semble nécessaire de modéliser cette variable car celle-ci influence l'échange thermique au niveau de l'échangeur cogénération / réseau en évacuant une partie de la chaleur du côté du circuit de production. Nous avons considéré, de façon arbitraire, une ouverture minimale de 50 % car la puissance au niveau de l'aérotherme est à peu près constante et non nulle quand la température de départ client est inférieure à 73 °C. On lui adjoint une variation commandée par un gain proportionnel affecté à l'écart entre la consigne et la valeur mesurée au départ client (3.71). Cette variation, à laquelle est ajoutée l'ouverture nominale (3.73) est comprise entre 50 % et 100 % (3.72).

$$Ouv_{aero}(k+1) = Kp^{Ouv_{aero}} \cdot (T_{dep-client}(k) - 73) \tag{3.71}$$

Saturation de l'ouverture variable :

$$\begin{cases} \text{si} & & Ouv_{aero}(k+1) \leq 0 \\ & \Rightarrow & Ouv_{aero}(k+1) = 0 \\ \text{sinon si} & & Ouv_{aero}(k+1) \geq 50 \\ & \Rightarrow & Ouv_{aero}(k+1) = 50 \\ \text{fin si} & & \end{cases} \tag{3.72}$$

Ouverture finale :

$$Ouv_{aero}(k+1) = 50 + Ouv_{aero}(k+1) \tag{3.73}$$

3.3.8.5 Température départ client ($\mathbf{T_{dep-client}}$)

Description. La température de départ du client correspond à la température de l'eau qui, réchauffée par la cogénération, retourne se mélanger à l'eau qui revient du réseau, avant de rejoindre la bouteille de découplage hydraulique.

Modélisation. Le modèle de cette température (3.69) dépend de la température de l'eau froide qui vient du réseau pour être réchauffée ($T_{ret-client}$) et de la température de l'eau chaude du circuit interne de la cogénération ($T_{dep-prod}$) qui va apporter les calories nécessaires au réchauffement de cette eau. L'influence de ces deux températures est pondérée par leurs débits respectifs et les paramètres de réglage.

$$\begin{aligned} T_{dep-client}(k+1) \quad = \quad & \alpha^{T_{dep-client}} \cdot T_{dep-client}(k) + \beta_1^{T_{dep-client}} \cdot T_{ret-client}(k) \cdot Deb_{client}(k) \\ & + \beta_2^{T_{dep-client}} \cdot T_{dep-prod}(k) \cdot Deb_{prod}(k) \end{aligned} \tag{3.74}$$

3.3.8.6 Température retour production ($\mathbf{T_{ret-prod}}$)

Description. La température de retour production correspond à la température de l'eau dans le circuit interne de la cogénération, refroidie par l'échangeur cogénération / réseau et qui va retourner au cœur de la centrale pour s'y réchauffer à nouveau.

Modélisation. La modélisation de cette température (3.75) est identique à la modélisation de l'eau qui ressort de l'autre côté de l'échangeur côté réseau ($T_{ret-client}$).

$$\begin{aligned} T_{ret-prod}(k+1) &= \alpha^{T_{ret-prod}} \cdot T_{ret-prod}(k) + \beta_1^{T_{ret-prod}} \cdot T_{ret-client}(k) \cdot Deb_{client}(k) \\ &\quad + \beta_2^{T_{ret-prod}} \cdot T_{dep-prod}(k) \cdot Deb_{prod}(k) \end{aligned} \tag{3.75}$$

3.3.8.7 Puissance dissipée dans l'aérotherme ($\mathbf{P_{aero}}$)

Description. Il s'agit de la chaleur dissipée dans l'aérotherme pour maintenir la température départ client inférieure à 73°C.

Modélisation. La modélisation de cette puissance (3.76) dépend de l'ouverture de l'aérotherme et de l'écart de température entre le départ ($T_{dep-prod}$) et le retour ($T_{ret-prod}$) de l'échangeur. En effet, le circuit passe par l'aérotherme qui dévie une partie de l'énergie qui devrait être échangée dans cet échangeur.

$$P_{aero}(k+1) = \beta_1^{P_{aero}} \cdot \left(Ouv_{aero}(k) + \gamma^{P_{aero}}\right) \cdot \left(\beta_2^{P_{aero}} \cdot T_{ret-prod}(k) + \beta_3^{P_{aero}} \cdot T_{dep-prod}(k)\right) \tag{3.76}$$

3.3.8.8 Puissance et énergie production ($\mathbf{P_{prod}}$, $\mathbf{E_{prod}}$)

Description il s'agit de la chaleur produite par la centrale de cogénération et qui va être fournie à l'échangeur pour réchauffer une partie de l'eau de retour du réseau.

Modélisation La puissance (3.77) fournie de façon globale à l'échangeur et à l'aérotherme se calcule simplement à partir du débit global en interne de la cogénération (Deb_{prod}) et de l'écart de température entre l'eau chaude qui arrive avant l'échangeur ($T_{dep-prod}$) et l'eau refroidie qui en revient ($T_{ret-prod}$). On tient également compte de l'influence non complètement connue de la puissance dissipée par l'aérotherme ($Puis_{aero}$). L'énergie (3.78) correspond alors à l'intégrale de cette puissance.

$$P_{prod}(k+1) = \frac{Deb_{prod}(k) \cdot (T_{dep-prod}(k) - T_{ret-prod}(k)) \cdot \rho_{eau} \cdot Cp_{eau}}{3600} - \beta^{P_{prod}} \cdot P_{aero}(k) + \gamma^{P_{prod}} \tag{3.77}$$

$$E_{prod}(k+1) = E_{prod}(k) + \frac{P_{prod}(k) \cdot T_E}{3600 \times 1000} \tag{3.78}$$

3.3.8.9 Puissance client ($\mathbf{P_{client}}$, $\mathbf{E_{client}}$)

Description. La puissance et l'énergie côté client reflètent la chaleur absorbée par le réseau, grâce à l'échange thermique avec la cogénération.

Modélisation. La puissance (3.79) et l'énergie (3.80) absorbées par l'eau côté réseau se calculent à partir du même type d'équations que pour le côté cogénération, grâce à l'écart de température et le débit côté client.

$$P_{client}(k+1) = \frac{Deb_{client} \cdot (T_{dep-client} - T_{ret-client}) \cdot \rho_{eau} \cdot Cp_{eau}}{3600} - \beta_3^{T_{dep-client}} \cdot P_{aero}(k) + \gamma^{P_{client}} \tag{3.79}$$

$$E_{client}(k+1) = E_{client}(k) + \frac{P_{client} \cdot T_E}{3600 \times 1000} \tag{3.80}$$

3.3.8.10 Température eau basse température ($\mathbf{T_{BT}}$)

Description. L'eau refroidie par le réseau passe en premier lieu dans un élément de type détendeur, où l'eau perd en pression et en température. L'eau en sortie de cet élément est l'eau la plus froide du circuit de la cogénération.

Modélisation. La température de l'eau BT (Basse Température) notée T_{BT} est directement corrélée à la température qui revient de l'échangeur réseau en production $T_{ret-prod}$ par le modèle (3.81).

$$T_{BT}(k+1) = \alpha^{T_{BT}} \cdot T_{BT}(k) + \beta^{T_{BT}} \cdot T_{ret-prod}(k) + \gamma^{T_{BT}} \tag{3.81}$$

3.3.8.11 Température eau haute température ($\mathbf{T_{HT}}$)

Description. L'eau basse température (très froide) passe par un échangeur à plaques dans lequel elle est réchauffée par un circuit d'eau interne qui est réchauffé par le bruleur du moteur à gaz.

Modélisation. Le moteur fonctionnant à puissance constante, la température de l'eau haute température T_{HT} dépend linéairement (3.82) de la température de l'eau basse température d'entrée T_{BT} et d'une puissance constante fournie par la combustion du gaz.

$$T_{HT}(k+1) = \alpha^{T_{HT}} \cdot T_{HT}(k) + \beta^{T_{HT}} \cdot T_{BT}(k) + \gamma^{T_{HT}} \tag{3.82}$$

3.3.8.12 Température départ production ($\mathbf{T_{dep-prod}}$)

Description. L'eau haute température qui sort de l'échangeur moteur de la cogénération passe ensuite dans un second échangeur, un échangeur à fumées, où l'eau est réchauffée par les fumées de combustion du gaz. Ces fumées ont une température constante de l'ordre de 230°C.

Modélisation. Le modèle de la température au départ de la production ($T_{dep-prod}$) dépend donc de l'eau et d'une puissance constante fournie par les fumées (3.83).

$$T_{dep-prod}(k+1) = \alpha^{T_{dep-prod}} \cdot T_{dep-prod}(k) + \beta_1^{T_{dep-prod}} \cdot T_{HT}(k) + \beta_2^{T_{dep-prod}} \cdot T_{ret-prod}(k) + \gamma^{T_{dep-prod}} \tag{3.83}$$

3.3.8.13 Résultats de l'identification

Le tableau 3.15 regroupe l'ensemble des paramètres du modèle de la centrale de cogénération. Les résultats de simulations permettant de comparer les réponses du modèle et les valeurs réelles sont présentés par les figures 3.40 à 3.50.

Il en ressort que la variable la plus importante, c'est-à-dire la température de l'eau au départ client ($T_{dep-client}$) est bien représentée sur l'ensemble de la période considérée. Cette variable est très importante car c'est l'eau qui est mélangée avec l'eau froide au retour du réseau. Cette eau rejoint donc la boucle principale réseau / collecteur, ce qui signifie qu'une bonne représentation est nécessaire pour une bonne simulation globale de la chaufferie.

On remarque que les débits du circuit client et production sont soumis à des variations de type échelon, non identifiées par manque d'informations sur les causes de cette variation d'amplitude. Les températures à l'intérieur de la boucle interne de la cogénération sont celles qui présentent les moins bons résultats, du fait de la présence d'éléments pour lesquels le niveau d'information est restreint, (par exemple l'aérotherme dont le fonctionnement réel est sujet à discussion). Les calculs de puissances sont également biaisés, en partie pour les même raisons. Cependant, sur le long terme, on voit que l'énergie échangée en simulation reste assez proche de la réalité. Il est à noter que pour les courbes de l'énergie, les relevés expérimentaux, au début de la période considérée, sont probablement faux car la pente semble beaucoup plus faible que ne le laisse supposer l'évolution de la puissance, alors que sur le reste de la saison, les pentes simulées et relevées ont une variation assez proche.

Paramètre	Valeur	Unité	Paramètre	Valeur	Unité
$Deb_{client-nom}$	120	$m^3 \cdot h^{-1}$	$\beta^{T_{ret-client}}$	$0{,}1025 \times 10^{1}$	–
$\gamma^{T_{ret-client}}$	$-0{,}3362 \times 10^{1}$	–	$Deb_{prod-nom}$	108	$m^3 \cdot h^{-1}$
$Kp^{Ouv_{aero}}$	$1{,}375 \times 10^{1}$	–	$\alpha^{T_{dep-client}}$	$-5{,}942 \times 10^{-1}$	–
$\beta_1^{T_{dep-client}}$	$9{,}810 \times 10^{-3}$	–	$\beta_2^{T_{dep-client}}$	$5{,}738 \times 10^{-3}$	–
$\alpha^{T_{ret-prod}}$	$9{,}636 \times 10^{-1}$	–	$\beta_1^{T_{ret-prod}}$	$9{,}471 \times 10^{-5}$	–
$\beta_2^{T_{ret-prod}}$	$1{,}743 \times 10^{-4}$	–	$\beta_1^{P_{aero}}$	$4{,}317 \times 10^{-1}$	–
$\beta_2^{P_{aero}}$	$0{,}2073 \times 10^{1}$	–	$\beta_3^{P_{aero}}$	$-0{,}1401 \times 10^{1}$	–
$\gamma^{P_{aero}}$	$3{,}022 \times 10^{1}$	–	ρ_{eau}	971,6	$kg \cdot m^{-3}$
Cp_{eau}	4196	$J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}$	$\beta^{P_{prod}}$	$0{,}4416 \times 10^{1}$	–
$\gamma^{P_{prod}}$	$2{,}361 \times 10^{2}$	–	$\beta^{P_{client}}$	$1{,}092 \times 10^{1}$	–
$\gamma^{P_{client}}$	$5{,}844 \times 10^{2}$	–	$\alpha^{T_{BT}}$	$9{,}930 \times 10^{-1}$	–
$\beta^{T_{BT}}$	$2{,}346 \times 10^{-2}$	–	$\gamma^{T_{BT}}$	$-0{,}1276 \times 10^{1}$	–
$\alpha^{T_{HT}}$	0	–	$\beta^{T_{HT}}$	$2{,}231 \times 10^{-1}$	–
$\gamma^{T_{HT}}$	$7{,}774 \times 10^{1}$	–	$\alpha^{T_{dep-prod}}$	$-3{,}174 \times 10^{-1}$	–
$\beta_1^{T_{dep-prod}}$	$-0{,}1242 \times 10^{1}$	–	$\beta_2^{T_{dep-prod}}$	$7{,}276 \times 10^{-1}$	–
$\gamma^{T_{dep-prod}}$	$3{,}447 \times 10^{-1}$	–			

Tableau 3.15 – Paramètres du modèle de la centrale de cogénération

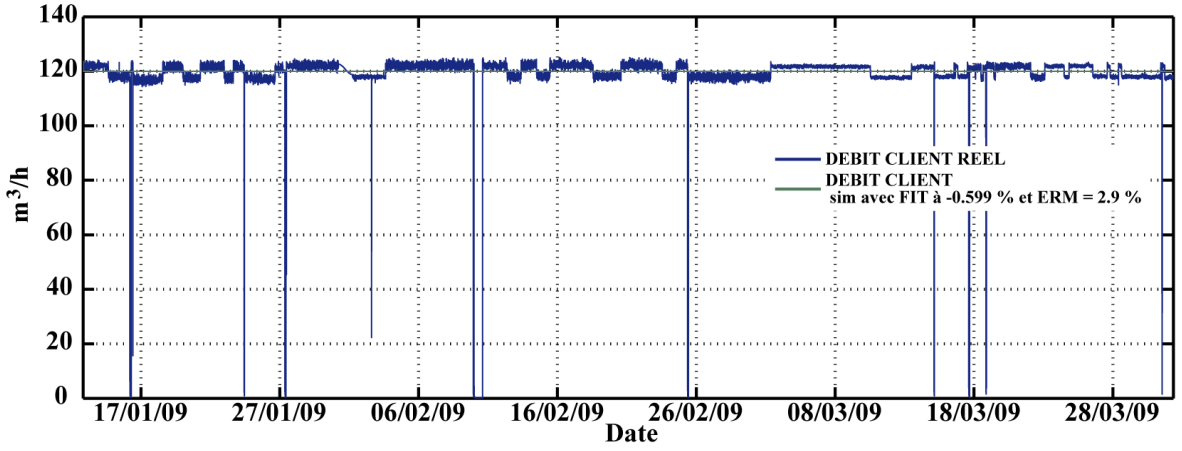


Figure 3.40 – Débit client

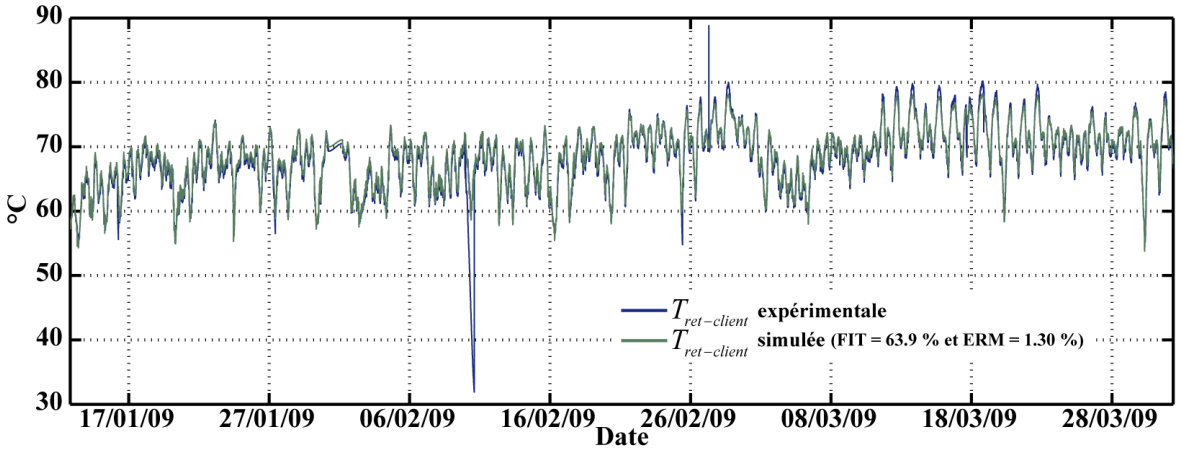


Figure 3.41 – Température retour client

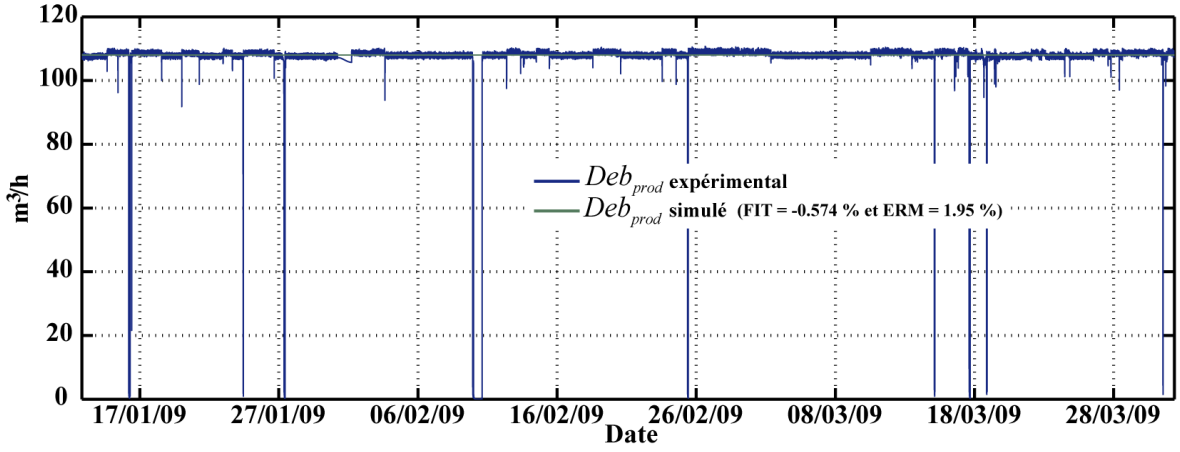


Figure 3.42 – Débit production

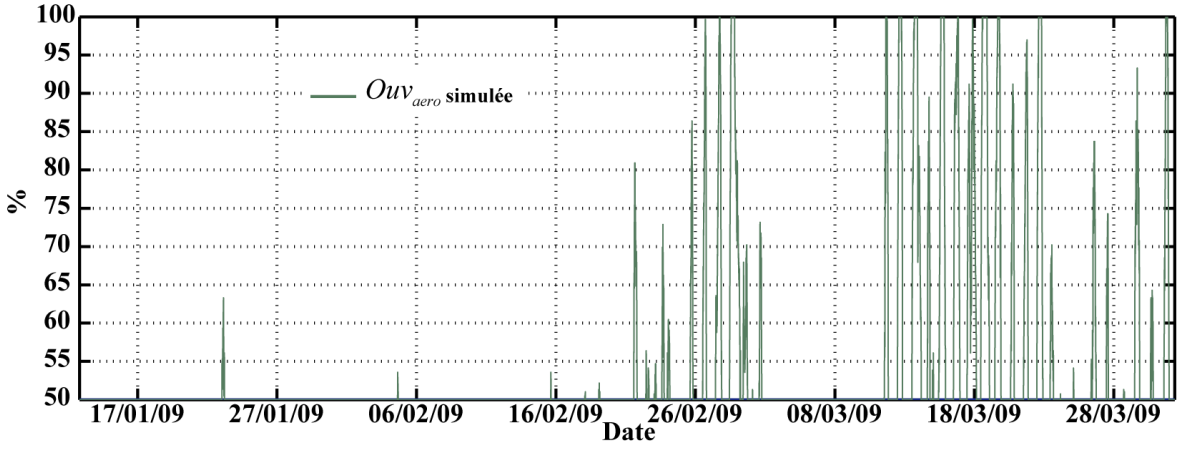


Figure 3.43 – Ouverture de l'aérotherme (uniquement simulé)

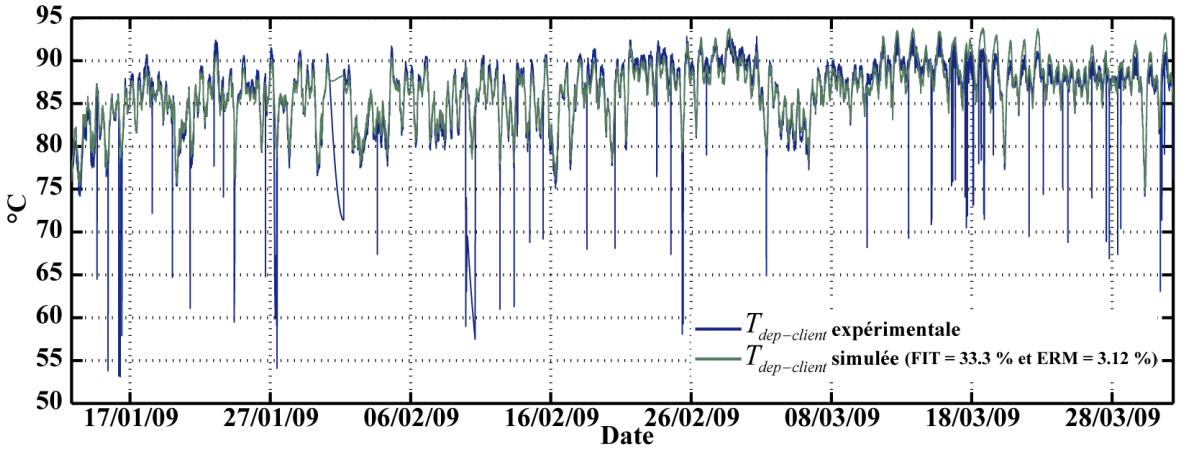


Figure 3.44 – Température départ client

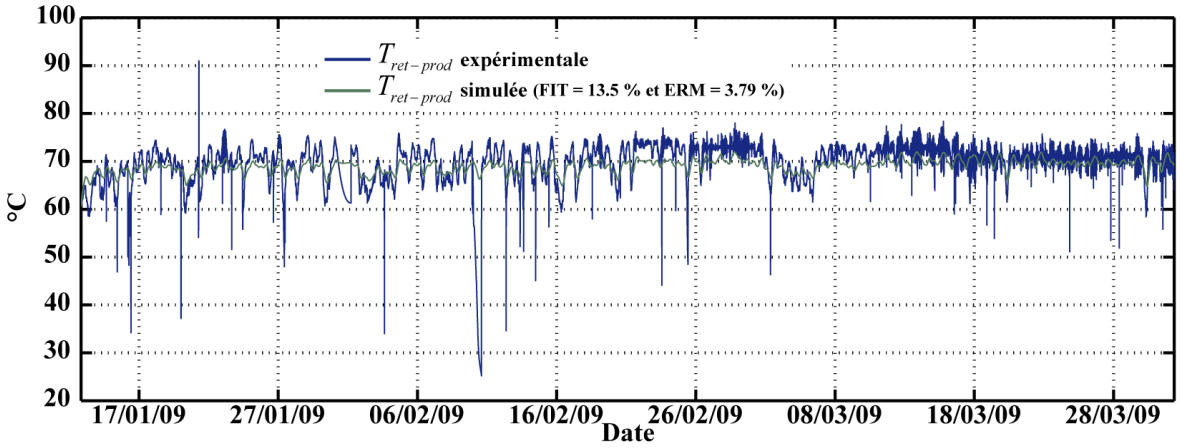


Figure 3.45 – Température retour production

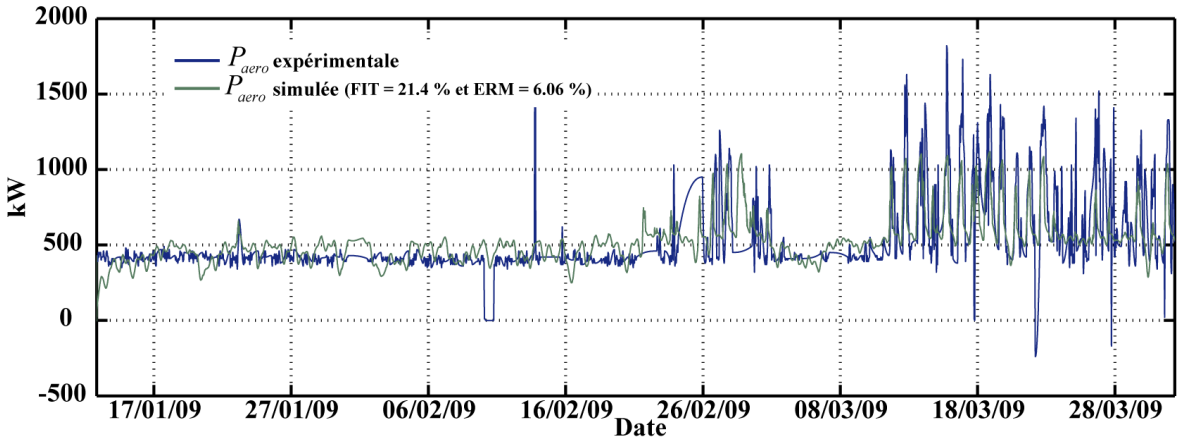


Figure 3.46 – Puissance dissipée dans l'aérotherme

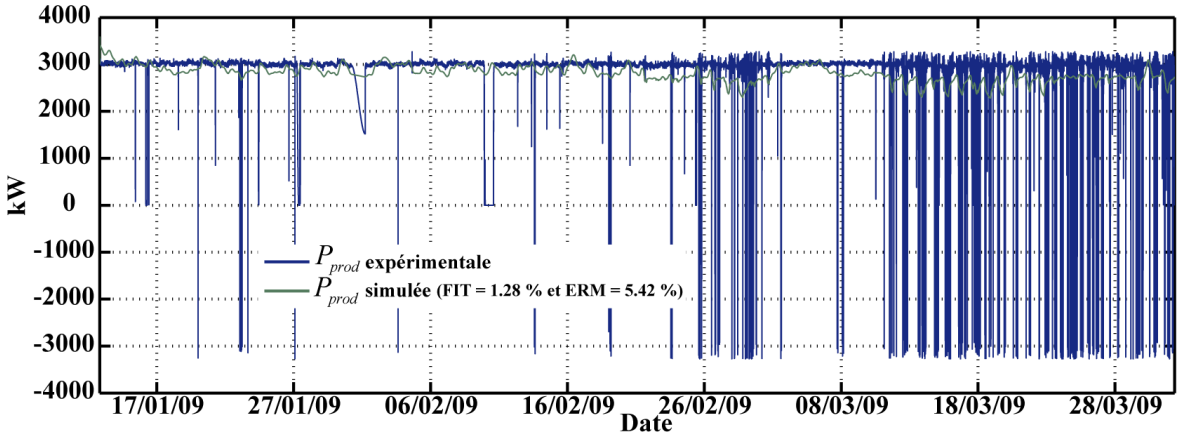


Figure 3.47 – Puissance fournie par le circuit de production

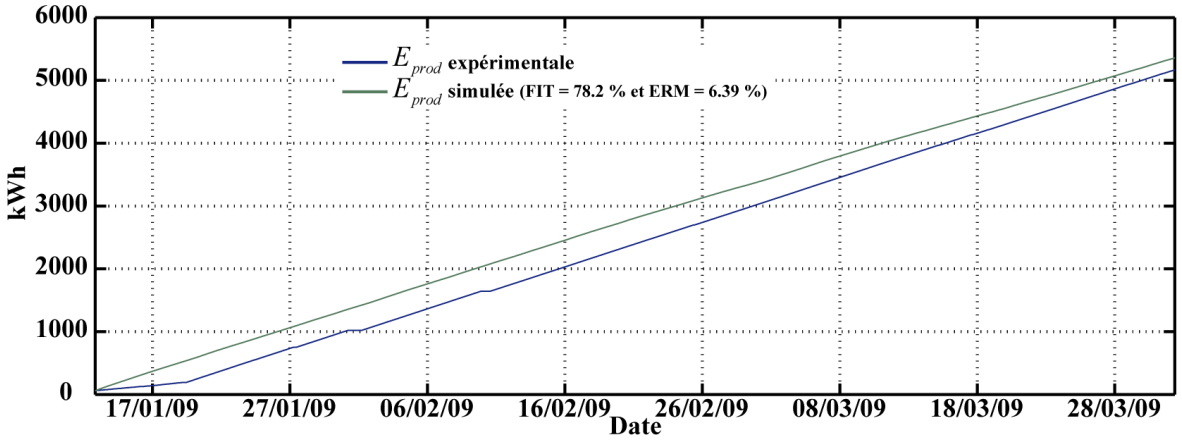


Figure 3.48 – Énergie fournie par le circuit de production

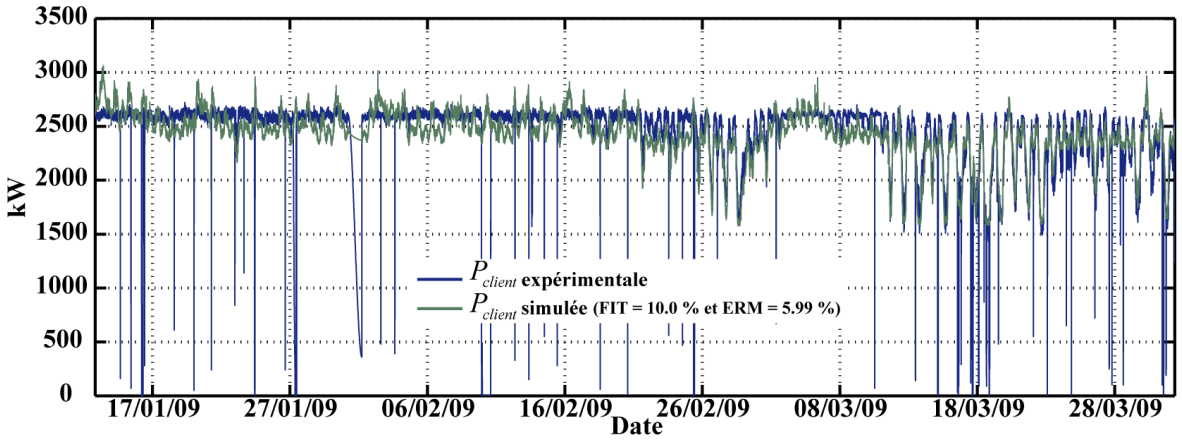


Figure 3.49 – Puissance absorbée par le circuit client

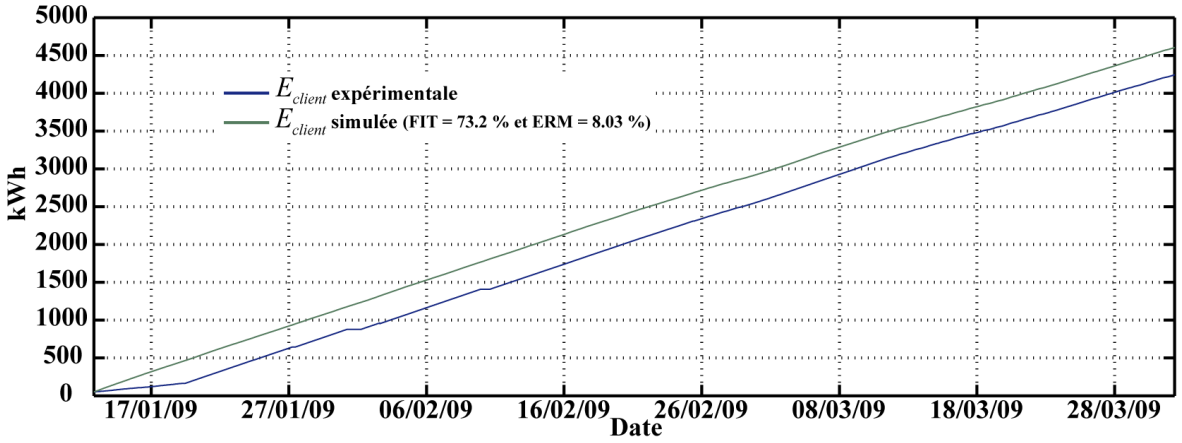


Figure 3.50 – Énergie absorbée par le circuit client

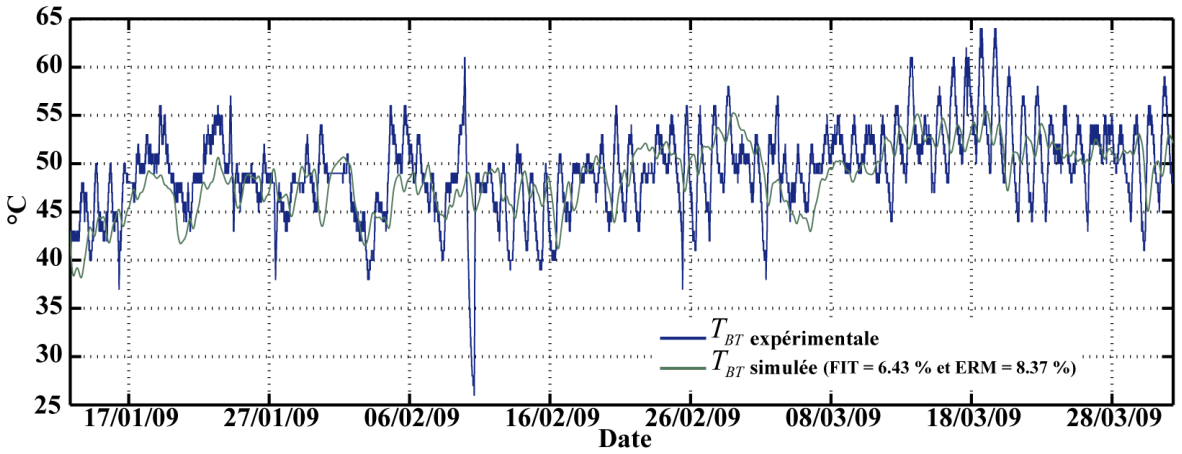


Figure 3.51 – Température de l'eau au début du circuit interne de la cogénération

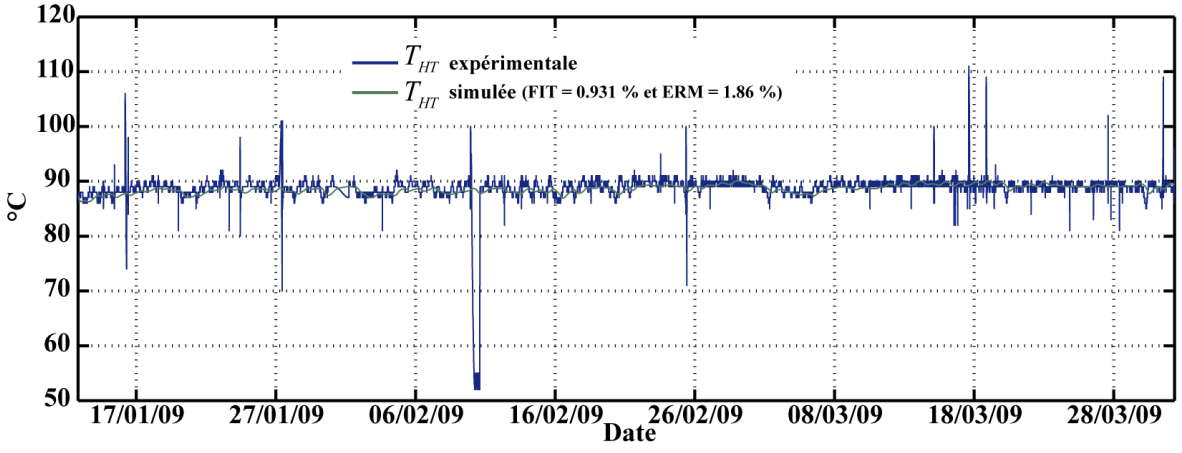


Figure 3.52 – Température de l'eau au milieu du circuit interne de la cogénération

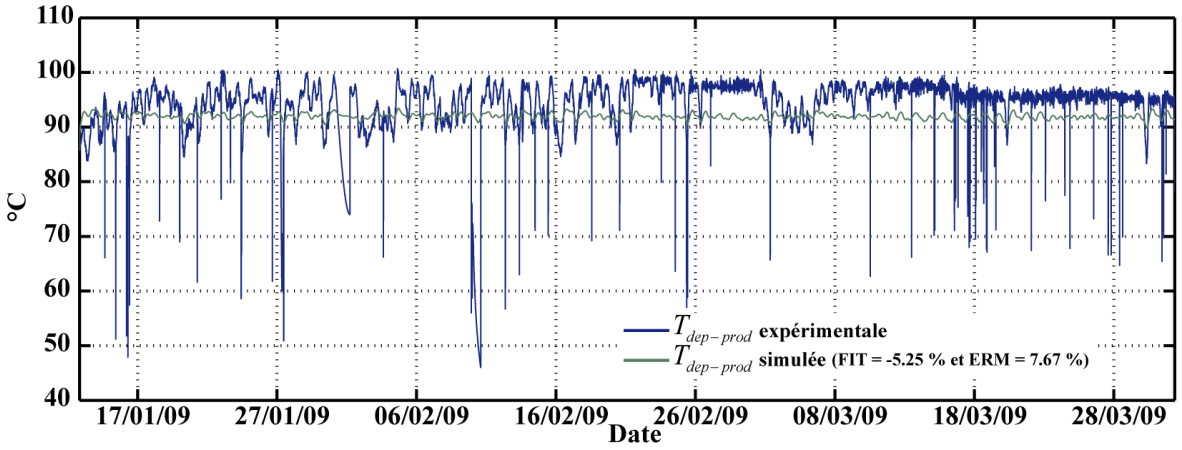


Figure 3.53 – Température de l'eau au départ de la production

3.3.9 Modèle global

3.3.9.1 Description

Comme cela a été précédemment décrit, l'objectif de ce travail de modélisation est d'obtenir un modèle global de l'installation. Pour cela, les modèles-entités ont été assemblés afin d'obtenir un modèle qui ne dépend que de deux variables exogènes, la température extérieure (T_{ext}) et la consommation thermique du réseau de chaleur (P_{res}). L'ensemble des autres variables sont calculées par le modèle, directement ou indirectement, en fonction de ces variables d'entrée. Ainsi, toutes les variables et toutes les boucles de commande ont été soient modélisé soit liées aux variables exogènes.

Modèle pour la simulation

La première fonction de ce modèle est de servir de modèle de référence pour simuler le fonctionnement de la chaufferie sur le long terme, sur une période de chauffe complète (plusieurs mois) par exemple. Le modèle doit donc être stable sur le long terme. Ce modèle pourra dès lors être utilisé pour optimiser la chaufferie grâce à l'ajout d'un module de stockage (chapitre 4) ou en modifiant les consignes et les réglages des lois de commande (températures de référence par exemple) de certaines régulations (chapitre 5) sur plusieurs mois. Cette utilisation est destinée uniquement à du travail d'optimisation en simulation. En effet, dès que la phase de simulation sera terminée et que les améliorations seront testées sur le système réel, il ne sera plus utile de simuler l'évolution de la chaufferie sur du long terme.

Modèle pour la prédiction

La seconde utilisation de ce modèle poursuit un objectif complètement différent puisqu'il s'agit de simuler le comportement de la chaufferie sur du très court terme (quelques heures) pour en optimiser en temps réel le fonctionnement. Cette simulation sera utile à un contrôleur prédictif pour le calcul des incréments optimaux de commande à appliquer. Ce modèle a donc vocation à être implanté avec le régulateur sur le site de production. La durée de la simulation pour la prédiction a été fixée à 4h30. Elle correspond à l'horizon de prédiction qui sera utilisé par le contrôleur prédictif et à la séquence de prédiction des variables externes.

3.3.9.2 Résultats

Pour vérifier le bon comportement du modèle dans le cadre de ces deux utilisations différentes, nous avons calculé l'indice d'écart relatif moyen (ERM) pour trois cas différents.

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
$T_{consi-res}$	2,87	2,45	2,42
$T_{consi-CH2}$	7,31	5,60	5,44
$T_{consi-casc}$	7,76	22,6	19,6
$T_{consi-CH1}$	8,05	22,3	19,1

Tableau 3.16 – ERM du modèle de la régulation générale du réseau

1. Le premier, noté « ERM (par modèle) », correspond à l'ERM déterminée lors de la phase d'identification propre à chaque modèle-entité.
2. Le deuxième, noté « ERM (simulation globale) », correspond à l'ERM calculée grâce au modèle global assemblé, en mode simulation à long terme.
3. Le troisième, noté « ERM (prédiction globale) », correspond à l'ERM calculée grâce au modèle global assemblé, en mode prédiction à court terme.

L'ensemble de ces résultats est regroupé dans les tableaux 3.16, 3.17, 3.18, 3.19, 3.20 et 3.21, 3.22. Les résultats sont regroupés par modèle-entité pour plus de lisibilité. Ne sont repris, bien évidement, que les variables physiques pour lesquelles sont disponibles des relevés fiables. On ne retrouve donc pas le débit du réseau ou la consommation de fioul.

Il est à noter que la période considérée a été raccourcie afin d'éliminer les périodes pendant lesquelles au moins un des systèmes de l'installation présentait des relevés ne correspondant pas à un comportement entièrement normal. La période de comparaison s'étend donc du 16 janvier 2009 au 02 mars 2009. Ceci explique qu'il faut relativiser les résultats présentés pour les colonnes 1 (réalisée sur le temps le plus long possible pour le modèle-entité (voir la section considérée)) et les 2 et 3 (réalisées sur la période sus-mentionnée) des différents tableaux.

De plus, afin d'obtenir un comportement identique en terme de consommation énergétique, notamment concernant le gaz total cumulé, nous avons recalibré les constantes d'enclenchement de la chaudière à gaz-fioul (3.84).

$$\begin{cases} Ec_{on} = 3 \\ Tps_{Enc-CH1} = 10 \\ Ec_{stop} = 0.9 \\ Tps_{M-CH1} = 90 \end{cases} \tag{3.84}$$

Les résultats montrent que le modèle permet de décrire les grandes tendances de comportement des variables, même s'il existe parfois des écarts assez importants. Le modèle assure cependant au final une consommation de gaz quasiment égale (moins de 1% d'écart pour la valeur finale). On notera que la consommation de bois est légèrement sous-estimée, notamment sur la fin de la période. Il faudra tenir compte de ces consommations finales simulées lorsqu'il s'agira d'utiliser ce modèle pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie grâce à l'ajout d'un module de stockage.

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
$NbCP_{inst}$	16,6	20,9	21,3
$T_{dep-CH2}$	7,28	15,9	15,2
$Bois_{jour}$	4,28	4,48	4,49
$Bois_{cumul}$	0,825	2,64	3,85

Tableau 3.17 – ERM du modèle de la chaudière à bois

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
$V_{gaz-inst}$	2,34	7,80	6,92
$V_{gaz-jour}$	3,02	7,95	1,71
$V_{gaz-cumul}$	0,589	1,59	0,152
$T_{fum-CH1}$	4,13	10,6	8,47
$T_{dep-CH1}$	9,47	15,0	13,9

Tableau 3.18 – ERM du modèle de la chaudière à gaz-fioul

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
$T_{ret-CH1}$	3,82	16,1	5,84
$T_{ret-CH2}$	1,6	17,4	15,3
T_{dep_col}	1,77	13,8	13,1
Deb_{col}	0,5	24,3	20,6

Tableau 3.19 – ERM du modèle du collecteur

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
$T_{dep-res}$	2,81	15,6	14,5
$T_{ret-col}$	3,54	19,0	17,3

Tableau 3.20 – ERM du modèle de la bouteille de découplage hydraulique

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
$Pres_{cons}$	0,674	0,58	0,574
$Pres_{diff}$	5,01	3,14	3,15
Ouv_{ppe}	4,3	4,40	4,39
$T_{ret-res}$	0	16,1	17,4

Tableau 3.21 – ERM du modèle du réseau

Variable	ERM (par modèle) [%]	ERM (simulation globale) [%]	ERM (prédiction globale) [%]
Deb_{client}	2,9	3,41	3,36
$T_{ret-client}$	1,3	8,73	7,88
Deb_{prod}	1,95	2,41	2,37
$T_{dep-client}$	3,12	14,5	13,8
$T_{ret-prod}$	3,79	5,34	3,38
P_{aero}	6,06	6,74	10,1
P_{prod}	5,42	3,91	5,70
P_{client}	5,99	25,3	24,8
T_{BT}	6,43	10,1	5,71
T_{HT}	1,86	3,14	2,38
$T_{dep-prod}$	7,67	8,30	7,72

Tableau 3.22 – ERM du modèle de la cogénération

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, a été présenté le développement et la validation d'un modèle de chaufferie collective alimentant un quartier de la ville de La Rochelle en eau chaude, pour le chauffage de bâtiments et l'eau chaude sanitaire. Les modèles proposés sont basés soit sur une approche boîte blanche quand le processus est fortement connu, soit sur une approche boîte grise (la majorité des cas) quand un certain nombre de paramètres sont inconnus. Nous avons également fait appel à une modélisation de type boîte noire (modèle de Hammerstein-Wiener) pour la modélisation et l'identification des processus les plus complexes à modéliser (chaudière à bois).

La procédure de modélisation a permis grâce à un processus itératif d'identifier chaque variable séparément puis d'affiner les valeurs lorsque les variables ont été regroupées au sein de modèles-entités (systèmes physiques : chaudière gaz-fioul, réseau, cogénération ...). Les algorithmes utilisés pour l'identification des paramètres des modèles s'appuient sur la formulation d'un problème de minimisation de l'erreur de prédiction. Ce problème d'optimisation est alors résolu par une minimisation des moindres carrés non-linéaires avec un algorithme de région de confiance de Newton.

L'une des plus grandes sources d'incertitude concerne la modélisation de la chaudière à bois, pour qui les performances du modèle sont très dépendantes de la consommation de bois. Il est également difficile de prévoir avec précision l'enclenchement de la chaudière à gaz-fioul, par manque d'informations, du fait du faible échantillonnage des données (5 minutes) recueillies et de la modification des paramètres de cette régulation, réalisée sur le site au cours de la campagne de mesure. De plus, la consommation de fioul n'étant pas caractérisée expérimentalement, celle-ci est sujette en partie à caution, bien qu'une équivalence énergétique avec le gaz soit considérée. Cependant, les modèles obtenus pour chaque entité montrent quand même une corrélation assez forte avec les variables mesurées sur le site, notamment pour les variables les plus importantes, comme les débits, la température de l'eau de la boucle principale (collecteur et réseau) ou la consommation de gaz et de bois.

Le modèle global, rassemblant l'ensemble des modèles-entités de la chaufferie, montre de façon évidente une détérioration des résultats dus à la très forte dépendance des modèles les uns par rapport aux autres et aux nombreux rebouclages. Cependant, même avec une simulation sur le long terme (plusieurs mois), cette dégradation des résultats reste maîtrisée et le comportement global sur la période de chauffe considérée montre une cohérence de fonctionnement pour l'ensemble de la chaufferie. La consommation de carburant (bois ou gaz) converge au final vers la valeur expérimentale et l'utilisation de la chaudière gaz se fait globalement au cours de périodes similaires. Le modèle développé peut donc être utilisé pour simuler assez efficacement le comportement d'une partie des variables internes de la chaufferie sur une saison de chauffe entière, en ne considérant que l'influence des variables exogènes qui sont la température extérieure et la consommation de puissance thermique du réseau de chaleur. La simulation du modèle global sur une période de 45 jours requiert environ deux minutes pour être accomplie. Lorsque le modèle est utilisé en mode prédiction, c'est-à-dire pour prédire à court terme (4h30) le comportement de la chaufferie, avec réinitialisation des variables, celui-ci donne de bons résultats. L'erreur relative moyenne est sensiblement réduite (résultat auquel on pouvait s'attendre), par rapport à une simulation sur l'ensemble de la durée de chauffe, du fait de la plus faible dérive du modèle puisque le temps de simulation est plu court. Ceci valide le fait qu'un modèle de ce type, et ce sera son rôle principal, peut être utilisé par un contrôleur prédictif pour améliorer le fonctionnement de la chaufferie. En effet, l'idée étant d'implanter le contrôleur sur le site d'exploitation, le modèle de la chaufferie ne servira *a priori* que pour un usage à court terme. De plus le temps de simulation du modèle global sur une séquence de prédiction de 4h30 utilise les capacités de calcul d'un ordinateur récent pendant environ une seconde, ce qui reste relativement court par rapport à la période d'échantillonnage de qui est trois cent fois plus importante. Il sera donc possible de réaliser de nombreux essais de simulation du modèle pendant la phase d'optimisation du contrôleur prédictif.

Chapitre 4

Développement d'un système de stockage de l'énergie dans l'eau

Dans ce chapitre, est présenté le développement d'un système de stockage énergétique sur eau permettant de stocker la chaleur de la chaufferie pendant les périodes de creux de consommation et de la déstocker pendant les pics de consommation, l'idée étant, au final, d'éviter l'enclenchement de la chaudière gaz-fioul pendant ces pics de consommation. La première partie du chapitre détaille les besoins en terme de stockage énergétique et les différents moyens existants pour le stockage thermique d'énergie. Cette partie se termine par le choix du type de stockage.

Ensuite, la seconde partie du chapitre traite du développement d'un modèle de simulation de stockage énergétique sur eau à partir de l'évaluation du besoin. Des simulations montrent la réponse temporelle du système, ce qui permet d'appréhender le comportement thermique de ce modèle en réponse à des remplissages de la cuve de stockage avec de l'eau chaude (mode stockage) ou de l'eau froide (mode déstockage).

La partie suivante décrit le principe d'intégration physique du système de stockage au sein de l'installation, c'est-à-dire les modifications hydrauliques à apporter à la configuration actuelle de la chaufferie. Cette partie décrit également les différents modes de fonctionnement, stockage ou déstockage de l'énergie.

La dernière partie du chapitre présente l'intégration du modèle de stockage dans le modèle global de la chaufferie selon le schéma d'intégration physique retenu dans la troisième partie. Ainsi, sont présentées les modifications à apporter au modèle développé au chapitre précédent, à travers de nouvelles variables ou la modification de certains modèles, pour permettre de prendre en compte le modèle de la cuve de stockage.

4.1 Description du besoin et choix d'un type de stockage

4.1.1 Objectif

L'étude des relevés expérimentaux (températures, puissances...) issus de la chaufferie de La Rochelle montre que la consommation de chaleur par le réseau n'est pas constante au cours du temps et présente des creux et des pics de consommation au cours de la journée. Cela entraîne une forte variabilité au sein de la production de chaleur, avec une adaptation en temps réel de la consommation de combustible et parfois des modes de fonctionnement qui évoluent très rapidement. Occasionnellement, la demande en énergie du réseau, pendant les périodes froides, impose d'utiliser de façon continue la chaudière à gaz. Il existe cependant des périodes qui enregistrent des pics de consommation assez courts pendant lesquels la chaudière à gaz est utilisée pendant des durées brèves. Dans ces cas là, le recours à la chaudière à gaz est dû au fait que la chaudière à bois a un temps de réaction beaucoup plus long que la chaudière à gaz pour atteindre un certain régime de fonctionnement. Celle-ci est d'ailleurs soumise en permanence à une variation de puissance, ce qui à son rendement, notamment à bas régime.

On peut donc raisonnablement penser que si on pouvait stocker l'énergie de la chaudière à bois produite pendant les creux de consommation, on pourrait l'utiliser lors des pics de consommation pendant que la chaudière à bois augmente sa puissance et éviter ainsi d'avoir recours à la chaudière à gaz, ou du moins d'en retarder l'utilisation.

L'objectif de ce chapitre est donc de proposer un système de stockage de l'énergie dont l'effet désiré correspond à une action de filtrage des hautes fréquences concernant la puissance demandée par le réseau au niveau des chaudières.

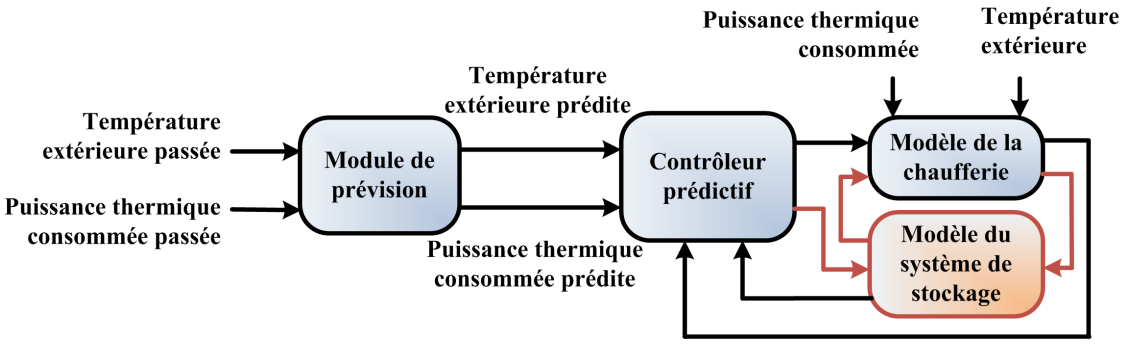


Figure 4.1 – Schéma général du projet (Stockage)

4.1.2 Systèmes de stockage

Il existe de très nombreux moyens pour stocker de l'énergie thermique. Ces moyens dépendent en premier lieu de la plage de températures dans laquelle le stockage va fonctionner. Selon la valeur de ces températures, il est possible d'utiliser différents types de matériaux. Deux choix distincts s'offrent alors : le stockage sous chaleur sensible ou sous chaleur latente [178].

4.1.2.1 Stockage sous chaleur sensible

4.1.2.1.1 Principes

Le stockage sous chaleur sensible [47] (figure 4.2) induit que l'énergie thermique est stockée par l'augmentation d'enthalpie (H) du matériau de stockage (4.1) sans que celui-ci change d'état (solide, liquide ou gazeux)

[178]. Cette enthalpie peut varier en fonction des caractéristiques du matériau utilisé, notamment en fonction de sa chaleur spécifique (C_p) et de sa masse (m).

$$H_2 - H_1 = \int_1^2 m \cdot C_p(T) \cdot dT \approx m \cdot C_p \cdot (T_2 - T_1) \tag{4.1}$$

Pendant la période de stockage, ou pendant les échanges si le stockage nécessite des échangeurs thermiques, une partie de l'énergie thermique est perdue (4.2). Ces pertes dépendent généralement de la température extérieure (T_{ext}), de l'endroit où se situe le stockage et de coefficients caractéristiques de l'enveloppe du stockage (R) et de la surface du stockage (S). Dans le second cas, la perte dépend également de la façon de stocker et de déstocker l'énergie, notamment s'il y a des phénomènes de détente et de compression.

$$P_{pertes} = R \cdot S \cdot (T_{stock} - T_{ext}) \tag{4.2}$$

Lors de la restitution de l'énergie, la température du matériau de stockage diminue (4.3). L'énergie récupérée est donc plus faible, c'est le phénomène d'irréversibilité.

$$H_1^{'} - H_2^{'} = \int_{2'}^{1'} m \cdot C_p(T) \cdot dT \approx m \cdot C_p \cdot \left(T_1^{'} - T_2^{'}\right) \tag{4.3}$$

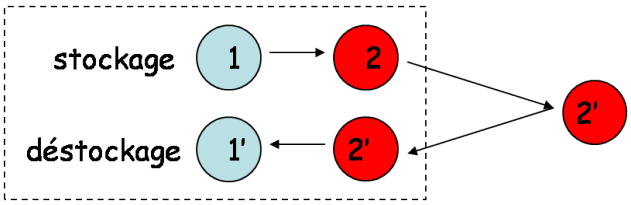


Figure 4.2 – Principe du stockage sous chaleur sensible (Stockage)

4.1.2.1.2 Matériaux

Il est possible d'utiliser différents matériaux (fluides ou solides) pour stocker l'énergie sous chaleur sensible. Dans la catégorie des fluides, on trouve l'eau pure utilisée directement dans les circuits d'eau chaude sanitaire [114, 63], ou avec adjuvant pour les circuits thermiques domestiques (pompe à chaleur, panneaux solaire...), les huiles et les sels fondus principalement utilisés par les centrales électriques solaires, les métaux fondus (nucléaire), la vapeur d'eau, les coulis de glace, les fluides avec des micro-nodules en suspension... Chacun de ces fluides possède des caractéristiques thermophysiques propres et adaptées à une utilisation particulière (température, viscosité, coût, espace...). On trouve également des mélanges très particuliers parfois développés pour un site spécifique. Le tableau 4.1 regroupe quelques uns de ces fluides ainsi que leurs propriétés thermophysiques [171].

Matériau	Masse volumique ρ [kg·m^{-3}]	Chaleur sensible C_p [J·kg^{-1}·K^{-1}]	Conductivité λ [W·m^{-1}·K^{-1}]	Capacité volumique C_V [J·m^{-3}·K^{-1}]
Eau liquide	1000	4186	0,6	4,18
Eau vapeur	0,5977	1864	0,018	3118,62
Huiles	700 – 900	1700 – 2700	0,1 – 0,7	1,19 – 2,43
Sels fondus	900 – 2600	1500	0,15 – 2,0	1,35 – 3,9
Therminol® VP-1 [182]	815	2319	0,1 – 0,7	1,35 – 3,9
Hitec™ Solar Salt [34]	1870	1600	0,8	2,99

Tableau 4.1 – Propriétés thermophysiques des fluides pour le stockage

Il est également possible de stocker l'énergie thermique sous forme de chaleur sensible dans des matériaux solides (tableau 4.2), que ce soit des roches telles que le béton, les briques, les céramiques ou des métaux. Les roches possèdent une conductivité beaucoup plus faible que les métaux. Il est donc possible d'y stocker une quantité d'énergie approximativement équivalente mais de façon moins rapide, ce qui est plus adapté à du stockage sur du long terme. Le béton est par exemple utilisé dans le bâtiment sous forme de pieux échangeurs [156] dans le sol, au niveau des fondations pour des stockages saisonniers de chaleur. Les métaux peuvent être utilisés pour des stockages tampons à plus court terme en raison de leurs temps de réaction plus rapides.

Matériau	Masse volumique ρ [kg·m^{-3}]	Chaleur sensible C_p [J·kg^{-1}·K^{-1}]	Conductivité λ [W·m^{-1}·K^{-1}]	Capacité volumique C_V [J·m^{-3}·K^{-1}]
Roche	2150 – 2680	745 – 1105	2,15 – 5,38	1,6 – 2,96
Sable	1515	800	0,27	1,2
Brique réfractaire	2050 – 2645	960	1 – 1,18	1,97
Béton	2750	916	1,0 – 1,75	2,52
Céramique	3500	866	1,35	3,03
Aluminium	2707	896	204	2,43
Cuivre	8954	383	385	3,43
Fer	7897	452	73	3,57

Tableau 4.2 – Propriétés thermophysiques des solides pour le stockage [180, 171]

Les matériaux de stockage solides peuvent s'utiliser conjointement avec un fluide. Ainsi, il est possible de remplir une cuve de stockage avec un garnissage granulaire, par exemple des billes de métal (figure 4.3) ou bien du gravier et du sable (figure 4.4), le tout baignant dans de l'eau ou dans un autre fluide. Ceci permet d'exploiter les capacités thermiques du fluide et du solide. Avec ce type de procédé, la quantité de fluide est réduite, la convection naturelle à l'intérieur de la cuve de stockage est inhibée et la stratification est bien conservée, ce qui permet généralement de diminuer le volume utile du module de stockage.

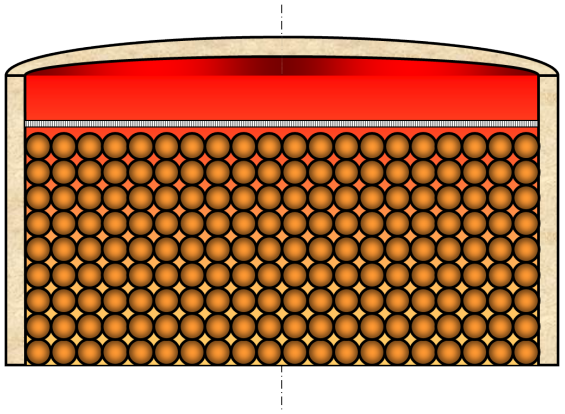


Figure 4.3 – Stockage avec garnissage [171]

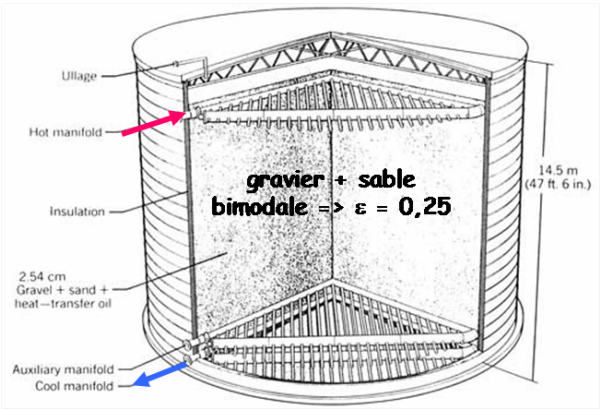


Figure 4.4 – Stockage avec gravier et sable [171]

4.1.2.2 Stockage sous chaleur latente

4.1.2.2.1 Principes

Le stockage d'énergie sous chaleur sensible latente, par rapport à un simple stockage sous chaleur sensible, implique que la température de changement d'état (liquide à solide par exemple) se trouve dans l'intervalle de variation de la température de fonctionnement du système de stockage. En fait, lorsque le matériau de

stockage change d'état, sa température ne varie pas tant que les deux états sont présents dans le mélange. L'énergie absorbée ou rejetée dans ce cas sert d'abord à son changement d'état, avant une variation de sa température. Par exemple, lorsqu'on refroidit de l'eau sous forme liquide, on travaille sur sa chaleur sensible. Dès que celle-ci atteint 0 °C, elle gèle et change d'état mais sa température ne diminue pas tant que l'ensemble de l'eau présente n'est pas entièrement transformée en glace. Dans ce domaine où coexiste l'eau sous formes liquide et solide, on travaille sur la chaleur latente. Quand il ne reste que de la glace, la température peut de nouveau baisser par chaleur sensible. Il est possible d'exprimer la variation de l'enthalpie du matériau, pendant chacune des trois phases (sensible, latente et sensible) [178], entre la température initiale (T_{init}), la température de mélange ou les deux états sont présents (T_{mel}) et la température finale (T_{fin}), par les équations (4.4) et (4.5), a_m représentant la fraction de matière fondue et Δh_m la chaleur latente de fusion.

$$Q = H_{fin} - H_{init} = \int_{T_{init}}^{T_{mel}} m \cdot C_{p_{solide}}(T) \cdot dT + m \cdot a_m \cdot \Delta h_m + \int_{T_{mel}}^{T_{fin}} M \cdot C_{p_{liquide}}(T) \cdot dT \tag{4.4}$$

Ainsi on obtient :

$$Q = m \cdot (C_{p_{solide}} \cdot (T_{mel} - T_{init}) + a_m \cdot \Delta h_m + C_{p_solide} \cdot (T_{fin} - T_{mel})) \tag{4.5}$$

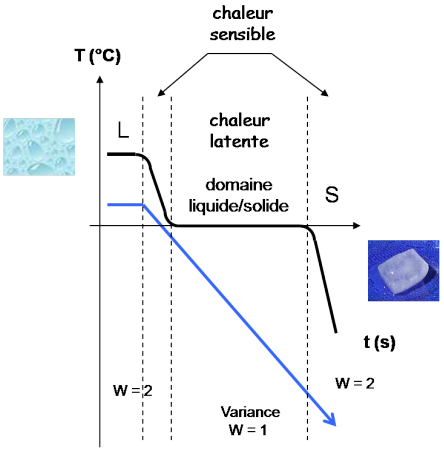


Figure 4.5 – Solidification d'un matériau [170]

4.1.2.2.2 Matériaux

Il existe un grand nombre de matériaux à changement de phase (MCP) utilisés pour le stockage sous chaleur latente. Ceux-ci peuvent être par exemple :

- Des solutions aqueuses faites de sels et d'eau. Celles-ci sont utilisées à basses températures et sont relativement peu chères. Cependant, elles sont fortement sujettes aux phénomènes de surfusion et de corrosion.
- Des MCP organiques issus de la chimie du carbone tels que les alcanes, paraffines, polyols, polymères. Ce sont les matériaux les plus chers et les plus dangereux puisqu'ils sont pour certains inflammables. Certains sont également sujets à une importante surfusion.
- Des MCP inorganiques (sans carbone) tels que les sels (chlorures, sulfates, nitrates, ...) et les mélanges binaires ou ternaires. Leurs atouts principaux sont leurs fortes capacités de stockage et leurs prix assez peu élevés. Ils ont cependant une propension à corroder leurs cuves de rétention, ce qui peut être un véritable problème en raison de leur toxicité, notamment lorsqu'ils sont intégrés à des réseaux d'eau chaude sanitaire.

- Des métaux. Utilisés principalement à hautes températures, ils sont lourds, souvent chers et ont une faible capacité thermique. Cependant, leurs fortes conductivités leurs octroient de bonnes performances lorsque les puissances échangées sont importantes.

Le tableau 4.3 recense quelques matériaux, organiques et inorganiques, utilisés comme MCP dans le stockage thermique avec application pour le secteur du bâtiment.

Matériau	Type	Fusion T_m [°C]	Densité (liquide) ρ [kg·m^{-3}]	Chaleur latente Δh_m [kJ·kg^{-1}]	Conductivité (liquide) λ [W·m^{-1}·K^{-1}]
H_2O	inorganique	0	998	333	0,61
$Ba(OH)_2 \cdot 8H_2O$	inorganique	78	1913	266	0,65
$MgCl_2 \cdot 6H_2O$	inorganique	117	1450	168	0,57
Paraffine wax	organique	64	790	173	0,17
Naphtaline	organique	80	148	976	0,13
Erythritol	organique	118	1300	340	0,33

Tableau 4.3 – Propriétés thermophysiques de MCP [206, 170]

4.1.2.2.3 Considérations sur l'usage des MCP

Avantages et inconvénients

L'utilisation de matériaux à changement de phase pour le stockage d'énergie thermique présente plusieurs avantages. Le premier est la forte capacité de stockage de ces matériaux. En effet, pour une quantité d'énergie identique, lorsqu'on compare le volume ou la masse nécessaire pour différents matériaux, on remarque que le stockage sous chaleur latente est plus économe en quantité que le stockage sous chaleur sensible. La figure 4.6 le démontre clairement, l'eau et le béton nécessitent un volume de stockage bien supérieur à des MCP organiques ou inorganiques.

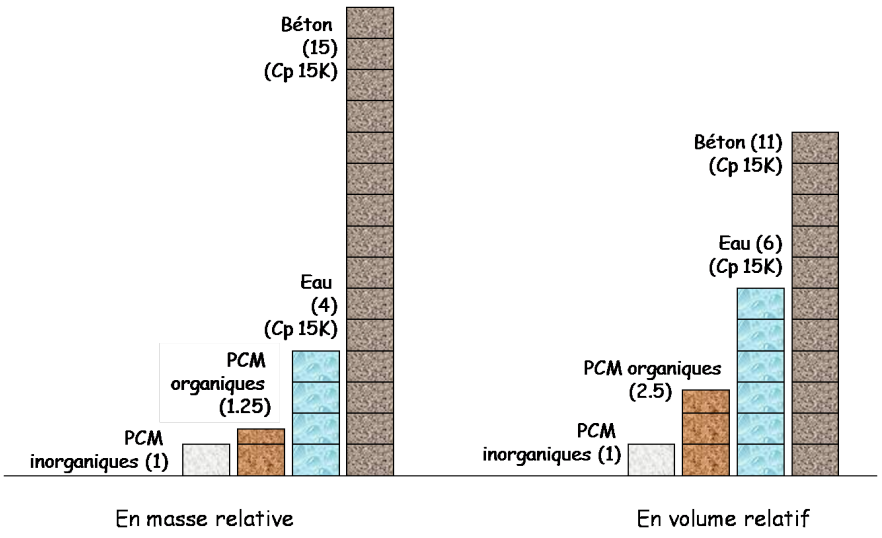


Figure 4.6 – Volume de stockage comparé [170]

Un autre avantage est que la température d'un MCP est dite « auto-régulée ». En effet, lorsqu'on travaille autour du point de fusion où cohabitent les phases liquide et solide, la température du matériau est stabilisée à la température de fusion, tant que les deux phases existent.

Par ailleurs, un système à MCP est souvent plus modulaire. Ceci tient principalement à son mode de fabrication souvent basé sur l'assemblage de petit éléments. Il est donc assez aisé d'ajouter ou de supprimer une partie de ces éléments, voire de les remplacer par d'autres.

Le dernier avantage est lié au choix important des températures de fusion. En effet, il existe une très grande variété de MCP, organiques ou inorganiques, adaptés à diverses applications, requérant des températures de fusion différentes.

Les principales limitations des matériaux à changement de phase pour le stockage énergétique concernent principalement les phénomènes de surfusion, la faible conductivité thermique, la corrosion, la stabilité thermique et chimique, la toxicité, l'inflammabilité, la disponibilité et le prix, qui bien que très variable selon le type de MCP choisi (figure 4.7 pour le travail à hautes températures), aboutit à un système de stockage dont le prix au kWh reste supérieur au stockage sous chaleur sensible, même pour un volume plus grand.

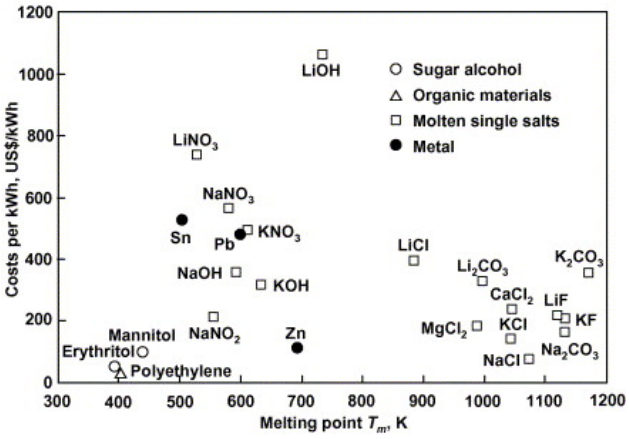


Figure 4.7 – Prix comparés des MCP (en hautes températures) [94]

La surfusion

Le phénomène de surfusion induit un retard à la formation du premier cristal par rapport à la courbe théorique attendue. La surfusion implique donc que le changement d'état (liquide à solide) se fera quand le liquide aura atteint une température inférieure à la température de solidification (figure 4.8). Cet écart de température dépend en fait du volume dans lequel est emprisonné le MCP. Par exemple, si on considère que le matériau à changement de phase (de l'eau par exemple) est emprisonné dans des capsules de l'ordre du demi-litre, la baisse de température causée par la surfusion est de 8 °C. Si les capsules ont une taille de l'ordre du mm^3, la baisse peut atteindre 20 °C, et même 36 °C pour un volume proche de l'ordre de grandeur du μm^3.

Il est néanmoins possible d'inhiber au moins en partie cette surfusion en ajoutant au matériau des agents nucléants, en réalisant des trempes thermiques ou en soumettant la matière à des vibrations. Cela permet de ramener le problème de surfusion à seulement 2 °C pour de l'eau par exemple, au lieu des 8 °C relevés pour des volumes de l'ordre du demi-litre.

La faible conductivité thermique

Les matériaux à changement de phase sont généralement enfermés dans des capsules macroscopiques (quelques centimètres). L'enrobage ajoute donc une résistivité, parfois importante, à la résistivité propre au MCP, ce qui peut entraîner une très faible conductivité thermique de l'ensemble, de l'ordre de 0,2 à

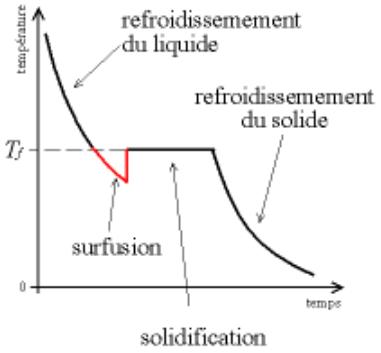


Figure 4.8 – Surfusion lors de la solidification d'un matériau [28]

$2\,W{\cdot}m^{-1}{\cdot}K^{-1}$. Ce faible coefficient de transfert thermique induit alors une puissance faible lors des phases de stockage et de déstockage. S'ajoute à cette conséquence néfaste une puissance utile décroissante. En effet, que ce soit en mode stockage ou en mode déstockage, lors du changement d'état, cohabitent à l'intérieur de la capsule une partie liquide et une partie solide. Les phases liquides et solides ayant des résistances thermiques différentes, la variation du rapport volumique entre ces deux phases modifie donc la conduction thermique de l'ensemble de la capsule et donc la puissance qui peut être absorbée ou non.

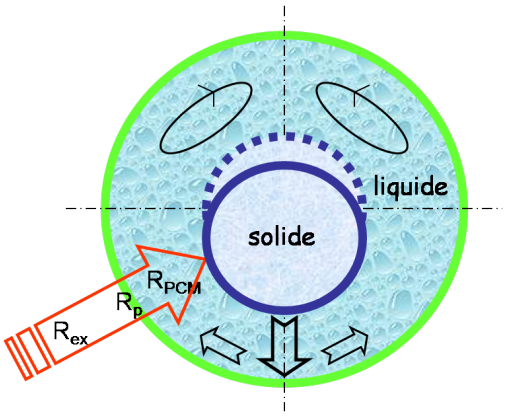


Figure 4.9 – Capsule MCP (stockage) [170]

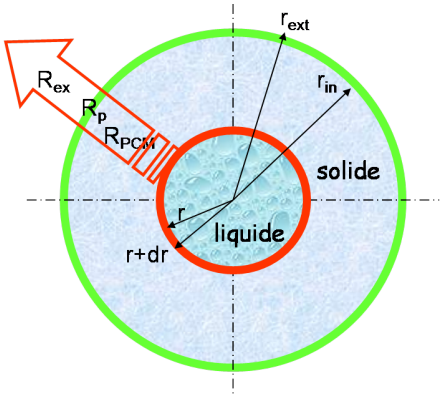


Figure 4.10 – Capsule MCP (déstockage) [170]

De plus, la puissance peut être asymétrique car en charge (stockage), lorsqu'une partie seulement, au centre du matériau, à l'intérieur de la capsule, est sous forme solide (l'autre partie étant sous forme liquide), cette partie peut se déplacer et n'être pas centrée ce qui induit une absorption qui n'est pas identique sur toute la surface de la capsule.

Afin d'améliorer leurs faibles conductivités thermiques, de nombreux moyens sont employés (figure 4.11) : macro-encapsulation avec des matériaux possédant une plus forte conductivité, utilisation de containers maximisant la surface d'échange, micro-encapsulation sur des supports poreux...

4.1.3 Hypothèses retenues et choix du type de stockage

4.1.3.1 Dimensionnement du système

Il est donc nécessaire de développer un système de stockage capable d'emmagasiner de la chaleur produite pendant plusieurs heures et de pouvoir la restituer rapidement au réseau quand le besoin s'en fait sentir.

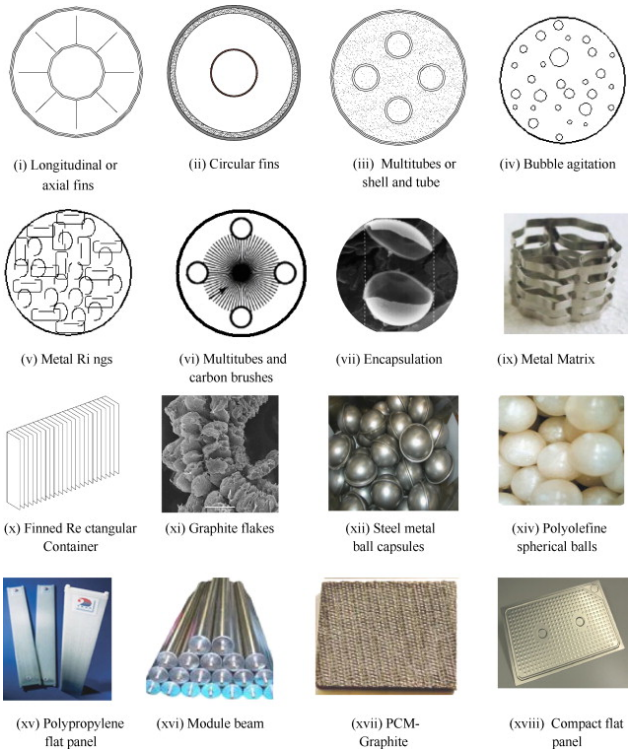


Figure 4.11 – Systèmes d'amélioration du transfert thermique des MCP [5]

Comme on a pu le voir précédemment, l'utilisation de matériaux à changement de phase pour le stockage énergétique est fortement handicapée par un ensemble de contraintes techniques, économiques et liées également à la sécurité et au vieillissement du stockage. Dans notre cas, il est nécessaire d'utiliser un matériau peu cher pour des volumes importants, permettant de stocker et de déstocker rapidement une grande quantité d'énergie, c'est-à-dire fonctionnant avec des puissances importantes. L'avantage du gain en volume, obtenu grâce au MCP, n'est pas un atout majeur car le site possède une vaste zone libre, où il est tout à fait possible de construire un module de stockage de grande taille. Pour l'application industrielle sur laquelle porte ce projet, ces contraintes additionnées aux risques engendrés par le projet n'ont pas permis de retenir les matériaux à changement de phase. C'est donc un stockage sur chaleur sensible qui a été retenu. L'une des contraintes techniques d'exploitation impose en effet que ce système de stockage soit connecté hydrauliquement au réseau, et qu'il soit donc traversé par l'eau du circuit principal. La cuve de stockage sera donc remplie d'eau. L'eau permet à la fois des stockages sur le court terme et sur le long terme, de type inter-saisonnier [145]. L'utilisation du même matériau pour le stockage et la distribution permet en outre d'éviter de passer par des échangeurs thermiques, engendrant des pertes thermiques, et de concevoir un système qui sera plus simple hydrauliquement à mettre en œuvre.

En accord avec le personnel de Cofely GDF-SUEZ, nous avons choisi un système de stockage qui est une cuve cylindrique verticale remplie d'eau, reliée directement au circuit hydraulique principal du réseau de chaleur par deux vannes d'entrée et de sortie. Lorsqu'une certaine quantité d'eau chaude entre par la partie supérieure de la cuve (mode stockage), la même quantité d'eau froide est expulsé par le bas de la cuve, et inversement, lorsque de l'eau froide est introduite par la partie inférieure de la cuve (mode déstockage), la même quantité d'eau chaude ressort par la partie supérieure de la cuve. Ainsi, la cuve est toujours pleine d'eau, il y a toujours autant d'eau qui entre et qui sort de la cuve.

Nous avons défini une capacité de stockage de 80 MWh sur un volume total V_{tot} d'environ 2000 m^3 et un delta de température de 35 °C. Ce pré-dimensionnement a été réalisé avec Cofely sur la base de l'énergie moyenne utilisée par la chaudière à gaz-fioul et qu'on cherche donc à remplacer par le stockage énergétique.

La cuve aura une forme cylindrique verticale, tel que le volume soit $V_{tot} = h \cdot \pi \cdot r^2$ et le périmètre du cylindre soit $P = 2 \cdot \pi \cdot r$, avec r le rayon du cylindre et h sa hauteur. La figure 4.12 présente une cuve de stockage de ce type.

Figure 4.12 – Cuve de stockage [170]

La cuve de stockage est soumise à des pertes thermiques avec l'extérieur dont la température est différente de celle du stockage 4.13. Il est donc nécessaire d'utiliser un matériau isolant autour de la cuve et de placer celle-ci dans un endroit abrité où les conditions extérieures, température extérieure et vent, ne soient pas trop défavorables. Cela limite les déperditions thermiques et augmente le temps pendant lequel le stockage sera utilisable.

4.1.3.2 Gestion des pertes thermiques

En accord avec Cofely, nous avons supposé que la cuve serait entourée d'une couche d'épaisseur $\Delta x = 10\,\text{cm}$ de polypropylène, un matériau plastique classiquement utilisé pour l'isolation, en raison de son faible coefficient de transfert thermique $\left(0{,}1\,\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}\right)$.

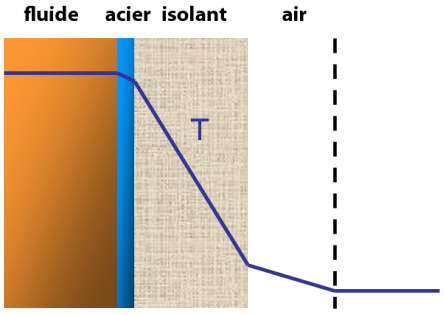


Figure 4.13 – Pertes thermiques au niveau des parois de la cuve de stockage [170]

Pour limiter la convection forcée de l'air sur la cuve, créée par le vent, et éviter que la cuve ne soit soumise à de très basses températures extérieures pendant les périodes froides de l'hiver, nous avons suggéré d'enterrer

la cuve dans le sol. En effet, sous la terre, le vent ne l'atteint pas et la température (T_{amb}) y est beaucoup plus constante au cours l'année et bien plus chaude l'hiver. Nous avons estimé cette température à une dizaine de degrés.

Les pertes thermiques du stockage se font par les parois de la cuve. La minimisation de la surface extérieure permet donc de réduire l'échange thermique avec l'extérieur et donc les pertes. Nous avons donc cherché pour un volume donné le rayon et la hauteur qui minimisent la surface extérieure. La cuve ayant un profil cylindrique vertical, son volume V_{tot}, son périmètre P et sa surface S_{tot} correspondent au dimensionnement donné par (4.6), en fonction du rayon r et de la hauteur h.

$$\begin{cases} V_{tot} &= h \cdot \pi \cdot r^2 \\ P &= 2 \cdot \pi \cdot r \\ S_{tot} &= P \cdot h + 2 \cdot \pi \cdot r^2 = 2 \cdot \pi \cdot r \cdot h + 2 \cdot \pi \cdot r^2 \end{cases} \tag{4.6}$$

L'objectif est maintenant de minimiser S_{tot} en jouant sur r et h, sachant que $h = \frac{V_{tot}}{\pi \cdot r^2}$, il est possible d'exprimer la surface totale uniquement en fonction de r et donc de formaliser le problème d'optimisation tel que décrit par (4.7).

$$\min_r(S_{tot}) = \min_r\left(\frac{2 \cdot V_{tot}}{r} + 2 \cdot \pi \cdot r^2\right) \tag{4.7}$$

Le calcul de la dérivée première par rapport au rayon aboutit à l'expression (4.8).

$$\frac{\partial S_{tot}}{\partial r} = \frac{-2 \cdot V_{tot}}{r^2} + 4 \cdot \pi r \tag{4.8}$$

L'annulation de cette dérivée $\left(\frac{\partial S_{tot}}{\partial r} = 0\right)$ permet de calculer la valeur critique du rayon (4.9).

$$r_0 = \sqrt[3]{\frac{V_{tot}}{2 \cdot \pi}} \tag{4.9}$$

Le calcul de la dérivée seconde (4.10), appliqué au point critique r_0, donne l'expression (4.11).

$$\frac{\partial^2 S_{tot}}{\partial r^2} = \frac{4 \cdot V_{tot}}{r^3} + 4 \cdot \pi \tag{4.10}$$

$$\left.\frac{\partial^2 S_{tot}}{\partial r^2}\right|_{r_0} = \frac{4 \cdot V_{tot}}{\sqrt[3]{\frac{V_{tot}}{2 \cdot \pi}}} + 4 \cdot \pi = 10 \cdot \pi > 0 \tag{4.11}$$

Ce résultat étant toujours positif quel que soit le volume total, le point critique déterminé est bien un minimum. On en déduit alors l'expression de la hauteur en fonction du volume de la cuve (4.12). Ceci nous amène à la conclusion qu'indépendamment du volume, la surface minimale est obtenue pour un diamètre égal à la hauteur, soit : $h = 2 \cdot r$.

$$h = \frac{V_{tot}}{\pi \cdot r^2} \tag{4.12}$$

L'application numérique de ce résultat, pour un volume $V_{tot} = 2000\,\mathrm{m}^3$, donne un rayon $r = 6{,}8\,\mathrm{m}$ et une hauteur $h = 13{,}7\,\mathrm{m}$.

4.1.3.3 Protection de la stratification

Le matériau de stockage choisi étant de l'eau, avec des débits qui peuvent être importants, il est primordial de conserver la stratification des températures au sein de la cuve et d'empêcher la convection liée à la perturbation du débit d'entrée. En effet, les débits et les pressions du fluide qui entre dans une cuve de stockage peuvent provoquer une convection forcée très importante qui mélange en permanence une grande

partie du volume d'eau. Pour faire face à ce problème, la solution est de mettre autour de la buse d'entrée un déflecteur qui va protéger l'intérieur du stockage ainsi qu'un plateau de protection (figure 4.14).

L'intérêt de conserver une stratification à l'intérieur de la cuve est qu'ainsi, il est possible de conserver sur la partie haute l'eau la plus chaude qui peut ensuite être utilisée facilement, même si le bas de la cuve est froid. En effet, le mélange avec l'eau froide réduirait la température de l'eau dans la couche supérieure de la cuve, qui ne serait alors pas utilisable pour être déstocké et mélangé avec l'eau qu'on chercherait à réchauffer.

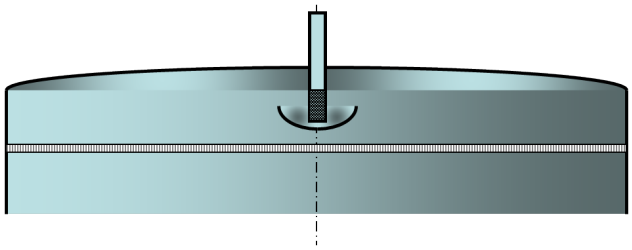


Figure 4.14 – Protection de la stratification [170]

4.2 Modélisation

4.2.1 État de l'art

De très nombreux travaux se sont attachés à développer des modèles de stockage énergétique avec de l'eau, utilisés dans des installations d'eau chaude sanitaire, que ce soit à l'échelle domestique ou d'une chaufferie collective.

La première solution pour modéliser un module de stockage utilisant un fluide caloporteur est de considérer que le fluide est parfaitement mélangé et donc que la température est homogène dans tout le volume de stockage (figure 4.15). Cette solution est vraie si l'eau subit une convection forcée importante à l'intérieur de la cuve. L'avantage est que le calcul de la température est unique (4.13) et simple à réaliser en fonction du débit d'entrée Deb_{stock}, de la température d'entrée T_{in}, de la température extérieure T_{ext} et de la masse de fluide m, de la température moyenne dans la cuve $T_{moy-stock}$, de la capacité calorifique C_p, de la surface d'échange avec l'extérieur A_{ext} et du coefficient d'échange global avec l'extérieur U_{ext}.

$$m \cdot C_p \cdot \frac{dT}{dt} = \rho \cdot C_p \cdot Deb_{stock} \cdot (T_{in} - T_{moy-stock}) - U_{ext} \cdot A_{ext} \cdot (T_{moy-stock} - T_{ext}) \tag{4.13}$$

Le désavantage de ce mode de fonctionnement est que l'introduction d'eau froide induit directement une diminution de l'ensemble de la température de l'eau disponible immédiatement après pour le déstockage dans la cuve. De plus, l'effet de l'introduction d'eau chaude est dilué dans l'ensemble de la cuve. On perd donc en potentiel de puissance énergétique disponible entre l'entrée et la sortie du module de stockage.

Cette considération, pour la modélisation, est donc beaucoup trop simpliste, surtout si on considère de grands volumes d'eau où il n'y a pas de convection forcée. En effet, il se crée un important gradient de température à l'intérieur de la cuve, ce qui donne donc lieu à une stratification de l'eau par couche horizontale iso-température. Il faut donc modéliser ce gradient de température par des équations aux dérivées partielles où la température varie en fonction du temps mais aussi de la hauteur de la cuve (figure 4.16).

Dans la littérature, on trouve de nombreux travaux portant sur la modélisation thermo-physique d'une cuve d'eau pour le stockage de chaleur. Han *et al.* présentent une synthèse des méthodes les plus couramment employées pour la modélisation du stockage stratifié avec de l'eau [88]. Nous retiendrons ici les modèles à une dimension (selon l'axe de la hauteur sur lequel le gradient thermique à l'origine de la stratification est le plus

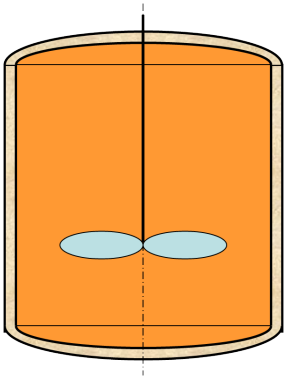


Figure 4.15 – Modélisation du stockage entièrement mélangé

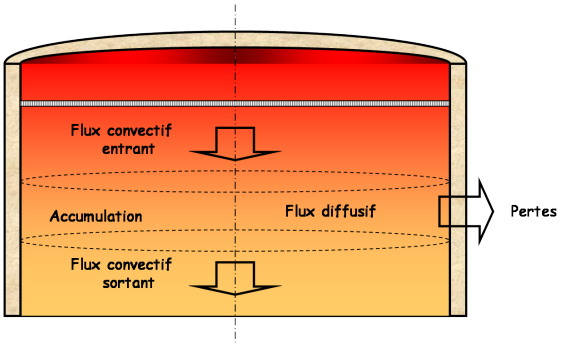


Figure 4.16 – Modélisation du système de stockage avec stratification

visible), qu'il s'agisse de modèles en temps continu [140] ou discret [7] . Il est également possible de modéliser le système de stockage sur plus de dimension (2 ou 3) pour prendre en compte la convection naturelle ou le gradient thermique entre le centre et le bord de la cuve [105].

4.2.2 Développement du modèle du module de stockage

Le modèle que nous avons retenu comme base de départ est le « Turbulent Mixing-Model », développé par Alizadeh et explicité dans [7]. Il y est présenté un modèle de stockage à une dimension, discrétisé en temps et en espace, avec stratification de l'eau par couches à différentes températures. Ce module de stockage est un cylindre couché horizontalement où l'entrée et la sortie de l'eau se font par le bas ce qui influence les premières couches par un mélange convectif. La conduction est négligée dans ce modèle en accord avec la validation expérimental du modèle d'Alizadeh qui se conclue par le fait que la conduction a une très faible influence sur le modèle et dans la réalité.

Nous avons adapté ce modèle pour décrire notre cuve qui est un cylindre vertical. La section et le volume de chaque couche y sont donc constants.

Ce modèle prend en entrée trois variables. La première correspond à la température de l'eau qui entre (T_{in}) dans le stockage, que ce soit par le haut ou par le bas. La seconde est une variable booléenne qui caractérise le mode de fonctionnement du stockage ($ModeSD$). Quand celle-ci est égale à 1, le système est en mode stockage et se remplit par le haut. Quand celle-ci vaut 0, le système déstocke de l'énergie et l'eau entre par le bas du stockage. La troisième variable correspond à la valeur absolue du débit de l'eau (Deb_{stock}) qui parcourt le stockage, que ce soit de haut en bas ou de bas en haut.

Le volume d'une couche se déduit facilement du volume total en considérant c comme le nombre total de couches modélisées (4.14).

$$V = \frac{V_{tot}}{c} \tag{4.14}$$

Le volume d'eau entrant dans la cuve au cours d'un pas temporel se déduit du débit et de la période d'échantillonnage de la simulation du modèle (4.15).

$$\Delta V = \frac{Deb_{stock} \cdot T_E}{3600} \tag{4.15}$$

À partir du périmètre P de la section du cylindre, des caractéristiques de l'eau et de la paroi du cylindre, on calcule pour chaque couche i les coefficients β_i et α_i liés au pertes thermiques (4.16).

$$\begin{cases} \beta_i &= [U_L \cdot P / (Cp_{eau} \cdot \rho_{eau})] \cdot T_E \cdot \Delta z \\ \alpha_i &= V + \beta_i \end{cases} \tag{4.16}$$

Le paramètre U_L correspond au coefficient d'échange thermique global au niveau des parois de la cuve de stockage. Il est calculé à partir de la relation 4.17 qui est fonction des coefficients de transfert thermique de chaque côté de la paroi, donc de l'air (h_{air}) et de l'eau (h_{eau}), ainsi que du coefficient de transfert thermique de la couche d'isolation du polypropylène (k_{pp}) rapporté à son épaisseur ($Deltax$).

$$U_L = \frac{1}{\frac{1}{h_{air}} + \frac{Deltax}{k_{pp}} + \frac{1}{h_{eau}}} \tag{4.17}$$

Le modèle discrétisé fonctionne alors selon deux comportements distincts s'il se remplit d'eau chaude par le haut (mode stockage (4.18)) ou d'eau froide par le bas (mode déstockage (4.19)). On différencie une zone proche de l'entrée, un nombre e de couches, au sein desquelles l'eau entrante se mélange complètement avec l'eau présente, et une zone éloignée de l'entrée, où chaque couche pousse la couche située immédiatement à sa suite suivant le sens de déplacement de l'eau (soit vers le bas, soit vers le haut). Les pertes thermiques dues à la température ambiante T_{amb} à travers l'isolation sont également prises en compte grâce au coefficient β_i.

En mode stockage : $ModeSD = 1$ on a $\forall i \in [\![1, c]\!]$

$$\begin{cases} (i > c - e) \Rightarrow & T_i(k+1) = \dfrac{\left(V - \left(\frac{\Delta V}{e}\right)\right) \cdot T_i(k) + \left(\frac{\Delta V}{e}\right) \cdot T_{in}(k) + \beta_i \cdot T_{amb}(k)}{\alpha_i} \\ (i \leq c - e) \Rightarrow & T_i(k+1) = \dfrac{(V - \Delta V) \cdot T_i(k) + \Delta V \cdot T_{i+1}(k) + \beta_i \cdot T_{amb}(k)}{\alpha_i} \end{cases} \tag{4.18}$$

En mode déstockage : $ModeSD = 0$ on a $\forall i \in [\![1, c]\!]$

$$\begin{cases} (i \leq e) \Rightarrow & T_i(k+1) = \dfrac{\left(V - \left(\frac{\Delta V}{e}\right)\right) \cdot T_i(k) + \left(\frac{\Delta V}{e}\right) \cdot T_{in}(k) + \beta_i \cdot T_{amb}(k)}{\alpha_i} \\ (i > e) \Rightarrow & T_i(k+1) = \dfrac{(V - \Delta V) \cdot T_i(k) + \Delta V \cdot T_{i-1}(k) + \beta_i \cdot T_{amb}(k)}{\alpha_i} \end{cases} \tag{4.19}$$

Le modèle ci-dessus permettant de modéliser l'évolution de la température à l'intérieur de la cuve de stockage, il reste maintenant à calculer la température de l'eau qui sort de la cuve en fonction du débit la traversant et de la température des couches d'eau proches de la sortie. Si le débit est tel que le volume d'eau qui sort du stockage en un pas de temps est inférieur au volume d'eau présent dans une couche, il n'y a pas de problème pour calculer la température de sortie. Celle-ci sera égale à la température de la couche (iso-température) la plus proche de la sortie. Cependant, en dehors de ce cas particulier, il est possible que plus d'une couche sorte du stockage en un pas d'échantillonnage. Il faut alors calculer la température de sortie comme étant la moyenne des températures des différentes couches qui ont été expulsées du stockage. On définit q le nombre de couches (en volume) qui sont entièrement évacuées en un pas temporel (4.20), V_R le volume restant évacué par la dernière couche (dont le volume d'eau n'est pas entièrement évacué : $V_R < V$) et r le ratio entre le volume évacué par la dernière couche et le volume d'une couche (4.22), ce qui correspond à la partie décimale de la division entre ΔV et V. $E(x)$ désigne la fonction partie entière.

$$q = E\left(\frac{\Delta V}{V}\right) \tag{4.20}$$

$$V_R = \Delta V - q \cdot V \tag{4.21}$$

$$r = \frac{V_R}{V} \tag{4.22}$$

Il est alors possible d'exprimer la température de sortie comme étant la moyenne des températures des différentes couches qui sortent (entièrement ou en partie) de la cuve pendant le même pas de temps, pondérée par le volume de chaque couche qui sort (entièrement ou en partie). On distingue deux équations selon que le modèle du système de stockage est en mode stockage ou déstockage. Dans le premier cas on calcule la température de l'eau froide qui sort par le bas de la cuve ($T_{inf-stock}$) et dans le second cas on détermine la température de l'eau chaude qui sort par le haut de la cuve ($T_{sup-stock}$).

En mode stockage : $ModeSD = 1$

$$T_{inf-stock}(k+1) = \frac{\sum_{j=1}^{q}(V \cdot T_j(k)) + V_R \cdot T_{q+1}(k)}{(q+rV)} \tag{4.23}$$

En mode déstockage : $ModeSD = 0$

$$T_{sup-stock}(k+1) = \frac{\sum_{j=c-q+1}^{c}(V \cdot T_j(k)) + V_R \cdot T_{c-q}(k)}{(q+rV)} \tag{4.24}$$

Le tableau 4.4 regroupe les valeurs des paramètres utilisés pour le développement du modèle de stockage.

Paramètre	Description	Valeur	Unité
c	Nombre de couches	20	–
e	Nombre de couches influencées par l'entrée	2	–
V_{tot}	Volume total du stockage	2000	m^3
h_{air}	Coefficient d'échange thermique de l'air	50	$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$
h_{eau}	Coefficient d'échange thermique de l'eau	5000	$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$
k_{pp}	Coefficient de transfert thermique du polypropylène	0,1	$W{\cdot}m^{-1}{\cdot}K^{-1}$
Δx	Épaisseur de l'isolation thermique	0,1	m
U_L	Coefficient d'échange global de la cuve	1,2	$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$
ρ_{eau}	Masse volumique de l'eau (à 75 °C)	54,46	$Kmol{\cdot}m^3$
Cp_{eau}	Chaleur massique de l'eau (à 75 °C)	75 504	$J{\cdot}Kmol^{-1}{\cdot}K^{-1}$
T_{amb}	Température ambiante du stockage	10	°C

Tableau 4.4 – Paramètres du modèle de stockage

4.2.3 Comportement en simulation

4.2.3.1 Protocole d'essai

Après avoir réalisé le modèle du stockage, il est intéressant de savoir comment il se comporte en simulation. Ainsi, nous l'avons testé pour obtenir sa réponse indicielle en mode stockage et déstockage. Les paramètres du modèle sont ceux décris dans le paragraphe précédent. Les conditions initiales du modèle sont une eau à l'intérieur de la cuve de stockage de 10 °C, identique à la température ambiante. Ensuite, pendant 45 h, nous avons simulé une injection d'eau chaude à 95 °C par le haut de la cuve pour caractériser la réponse indicielle du système en mode stockage. Au bout de ces 45 premières heures le modèle a basculé en mode déstockage et sa réponse indicielle à une température d'entrée au bas du stockage de 60 °C a été caractérisée. Dans les deux cas, le débit est égal à 230 m^3/h, soit la valeur du débit maximal admissible choisi lors de la phase de dimensionnement.

Le système étant susceptible de fonctionner à des débits plus faibles, nous avons caractérisé ses réponses indicielles pour des débits inférieurs : 115 m^3/h, 57,5 m^3/h, 28,8 m^3/h et 14,4 m^3/h. Les durées ont alors été doublées pour chaque essai, car le temps de réponse, comme cela apparaît dans le tableau 4.5, croît proportionnellement avec le débit d'entrée.

Enfin, l'incidence de la température ambiante autour de la cuve de stockage a été mise en évidence lors d'un essai supplémentaire. Le stockage est initialisé à une température de 95 °C. Le débit d'entrée d'eau étant nul, le stockage est en mode déconnecté (quelle que soit la valeur de $ModeSD$). Il est alors possible d'observer l'influence directe de la température ambiante sur le refroidissement et de relever le temps $t_{rep-Tamb}$ nécessaire à un retour à l'équilibre à 10 °C.

4.2.3.2 Résultats de la simulation

Les résultats de la simulation sont présentés par la figure 4.17. On voit nettement la stratification, en raison de la température entre les différentes couches.

On remarque que lorsqu'on injecte de l'eau chaude en haut de la cuve (là où la hauteur est maximale), la température réagit immédiatement à cet endroit en augmentant. Chacune des couches suivantes réagit de la même façon mais avec un retard de plus en plus important. Ce retard dépend du débit d'entrée, qui déplace l'eau vers le bas, ce qui augmente progressivement les températures de chaque couche. Pour le débit choisi, le retard pur $t_{ret-max}$ de la réponse indicielle entre le haut et le bas de la cuve atteint 210 mn. La dernière couche est donc atteinte après l'introduction de 805 m^3. La température dans le stockage finit par se stabiliser à 94,98 °C en haut du stockage (entrée) et à 94,77 °C en bas du stockage (sortie), soit une température moyenne T_1 de 94,88 °C. Cela représente une perte thermique ΔT_1 de 0,12 °C par rapport à la température d'entrée, ce qui est quasiment négligeable lorsque le débit d'entrée est important comme dans cet exemple. En normant cette valeur par rapport à la température d'entrée, on obtient une perte thermique σ_{T_1} de 0,132 %. Il est intéressant de rapporter cette variation au débit d'entrée pour caractériser les pertes du stockage (4.25). Cette valeur $\left(29{,}9\,\%{\cdot}m^3{\cdot}h^{-1}\right)$ est quasiment identique, que ce soit pour une température de 95 °C ou de 60 °C

$$\omega_1 = \sigma_{T_1} \cdot Deb_{stock} \tag{4.25}$$

Dès qu'une couche est atteinte par la température chaude d'entrée, son temps de réponse varie en fonction de son éloignement par rapport à la couche d'entrée. Ainsi, la couche du haut (ici proche de l'entrée) a un temps de réponse (t_{rep-in}) de 150 mn pour 95 % de la variation totale, alors qu'il faut près de 510 mn pour que la couche de sortie se stabilise (temps de réponse de la couche près de la sortie ($t_{rep-out}$)), sans compter les 210 mn du retard pur.

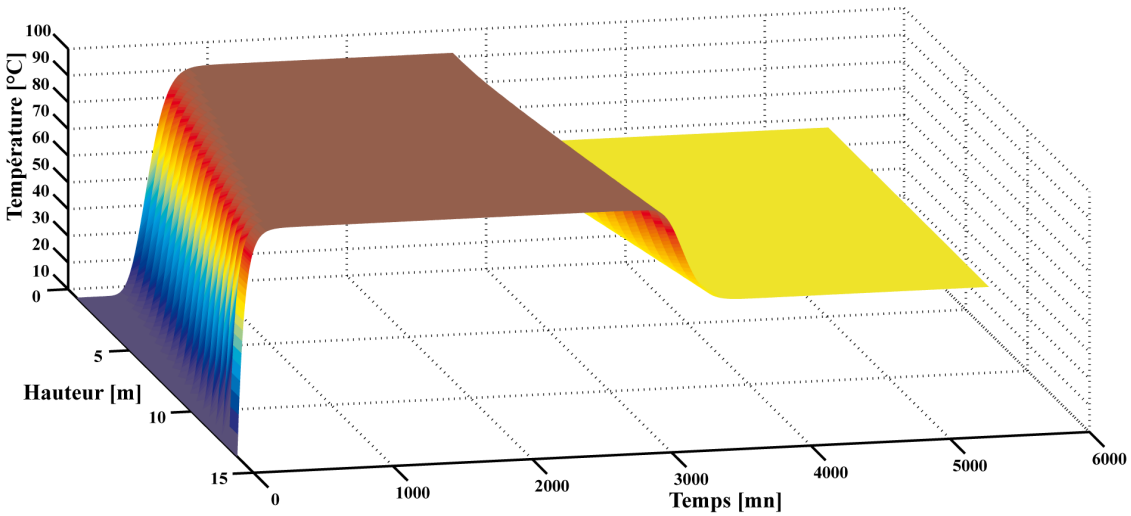


Figure 4.17 – Réponse indicielle du modèle de stockage

En mode déstockage le comportement est identique mai inversé par rapport à la hauteur. Dans un premier temps, la couche d'eau en bas de la cuve se refroidit, à cause de l'introduction d'eau froide, et se propage avec un retard progressif jusqu'à atteindre la partie supérieure de la cuve. Le temps de réponse est du même ordre mais dans l'autre sens puisque l'entrée et la sortie sont ici inversées. La température se stabilise autour d'une valeur moyenne (T_2) de 59,93 °C, ce qui représente une baisse (ΔT_2) de 0,07 °C due à l'influence de la température ambiante, soit une perte de 0,117 % par rapport à la température d'entrée, valeur qui est très proche de ce qu'on obtient en mode stockage, et tout aussi négligeable. Par rapport au débit d'entrée et à la température extérieure, on obtient une variation ω_2 de 27,6 $\%{\cdot}m^3{\cdot}h^{-1}$, résultat lui aussi très proche de

celui obtenu en stockage pour une température d'entrée de 95 °C. On peut donc raisonnablement penser qu'il est possible de calculer l'indice moyen Ω (moyenne entre ω_1 et ω_2) pour différentes températures d'entrée comprises dans l'intervalle de température de cette étude.

En mode déconnecté, c'est à dire pour un débit d'eau froide ou d'eau chaude nul, la température de l'eau dans la cuve converge naturellement vers la température ambiante, température à laquelle se trouve le module de stockage. Il faut environ 410 jours pour que l'ensemble des couches atteignent les 14,25 °C, soit 95 % de la variation finale si la température initiale était de 95 °C. Le passage d'une température $T(1) = 95$ °C à $T(2) = 14{,}25$ °C représente une perte d'énergie $Q = V \cdot \rho_{eau} \cdot Cp_{eau} \cdot (T(1) - T(2))$, estimée à environ 184,5 MWh. Cette perte de chaleur rapportée au temps de la variation représente une perte moyenne de puissance de 18,7 kW. Cette perte n'est évidemment pas constante, elle évolue avec le temps car elle est proportionnelle à l'écart entre la température de l'eau dans la cuve et la température ambiante.

Les résultats de cet essai et des essais effectués avec des débits inférieurs sont regroupés dans le tableau 4.5. Il apparaît que l'ensemble des indices ω ont des valeurs suffisamment proches pour qu'il soit possible de généraliser l'indice Ω pour différentes températures d'entrée et différents débits, afin de calculer la perte thermiques associée. Pour l'ensemble des essais réalisés, la moyenne de cet indice est de 29,1 %·m^3·h^{-1}. Sa connaissance permet donc d'évaluer le pourcentage de perte en température pour un certain débit d'entrée et donc d'évaluer la température dans la cuve en connaissant la température d'entrée.

Au final, il semble que les caractéristiques de ce système de stockage sont plutôt bien adapté à notre problématique, puisque la puissance absorbée ou fournie peut être très importante, la stratification de l'eau est bien conservée et les pertes thermiques influent peu sur l'énergie disponible pour des intervalles même sur une journée.

Numéro d'essai	1	2	3	4	5
$Deb_stock\left[m^3.h^{-1}\right]$	230	115	57,5	28,8	14,4
$t_{ret-max}[mn]$	210	390	740	1460	2885
$t_{ret-max} \cdot Deb_stock[m^{-3}]$	805	748	710	701	692
$t_{rep-in}[mn]$	150	305	620	1245	2485
$t_{rep-out}[mn]$	510	1065	2195	4420	8880
T_1[°C]	94,9	94,7	94,5	94,0	93,0
ΔT_1[°C]	0,13	0,26	0,5	0,99	1,97
σ_{T_1}[%]	0,13	0,27	0,53	1,04	2,07
$\omega_1[\%.m^3.h^{-1}]$	29,9	31,1	30,5	29,9	29,8
T_2[°C]	59,93	59,85	59,7	59,4	58,9
ΔT_2[°C]	0,07	0,15	0,29	0,59	1,15
σ_{T_2}[%]	0,12	0,25	0,48	0,98	1,92
$\omega_2[\%.m^3.h^{-1}]$	27,6	28,8	27,6	28,2	27,6
$\Omega[\%.m^3.h^{-1}]$	28,8	29,9	29,1	29,1	28,7

Tableau 4.5 – Analyse des réponses indicielles du stockage

4.3 Intégration du module de stockage au sein du modèle de la chaufferie

4.3.1 Principe d'intégration du stockage

4.3.1.1 Configuration générale

L'option retenue (figure 4.18) pour l'ajout d'un module de stockage énergétique est de le placer en parallèle, entre la bouteille et le réseau, avant la pompe d'alimentation du réseau (Pompe A). Pour pouvoir contrôler le débit à envoyer dans le module de stockage, une seconde pompe (Pompe B) est ajoutée juste avant la bouteille. La pompe C correspond à l'ensemble des pompes du circuit collecteur (Chaudière 1 et 2). On rappelle les débits nominaux des chaudières et du collecteur :

- Chaudière 2 seule : $Deb_{CH2} = 265\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}} \Rightarrow Deb_{col} = 265\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$.
- Chaudière 1 et 2 : $Deb_{CH1} = 319\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$ et $Deb_{CH2} = 246 m^3.h^{-1} \Rightarrow Deb_{col} = 555\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$

Le débit dans le réseau primaire dépend de l'ouverture de la pompe A qui est contrôlée afin de suivre une consigne variable de pression dépendante de la température extérieure. Au final, le débit du réseau primaire varie entre 220 et $340\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$.

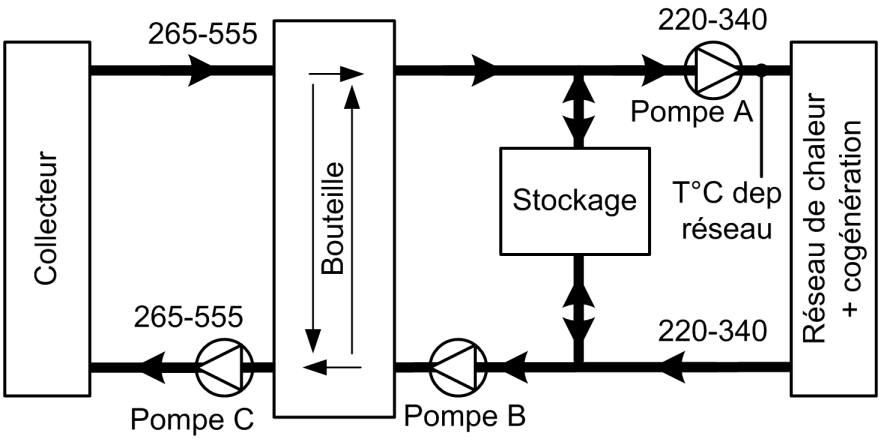


Figure 4.18 – Schéma d'intégration du stockage

4.3.1.2 Fonctionnement en mode stockage

Le principe est le suivant. Les pompes A et C fonctionnent chacune selon les règles déjà établies dans la régulation de la chaufferie. La pompe B permet de contrôler le débit traversant le module de stockage. Quand la chaudière 2 fonctionne seule, on peut stocker ou déstocker. Si on veut stocker de l'énergie il faut que le débit de la pompe B soit supérieur au débit de la pompe A. La différence entre ces deux débits (A-B) correspond au débit traversant le module de stockage. La figure 4.19 présente cette configuration en mode stockage. Les valeurs numériques découlent des débits nominaux, pour un stockage à $100\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$ et un débit réseau de $300\,\mathrm{m^3{\cdot}h^{-1}}$.

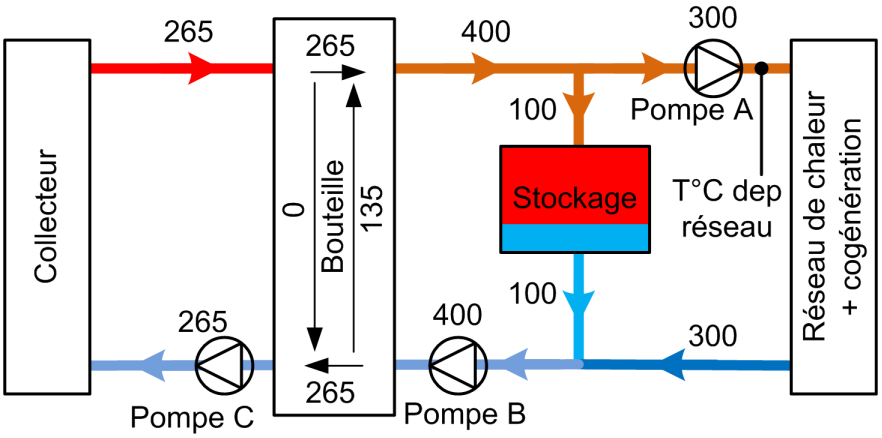


Figure 4.19 – Mode stockage

4.3.1.3 Fonctionnement en mode déstockage

Si on veut déstocker de l'énergie il faut que le débit de la pompe B soit inférieur au débit de la pompe A. La différence entre les deux débits correspond au débit traversant le stockage. La figure 4.20 présente cette configuration en mode déstockage. Les valeurs numériques découlent des débits nominaux, pour un déstockage à $100\,m^3{\cdot}h^{-1}$ et un débit réseau de $300\,m^3{\cdot}h^{-1}$.

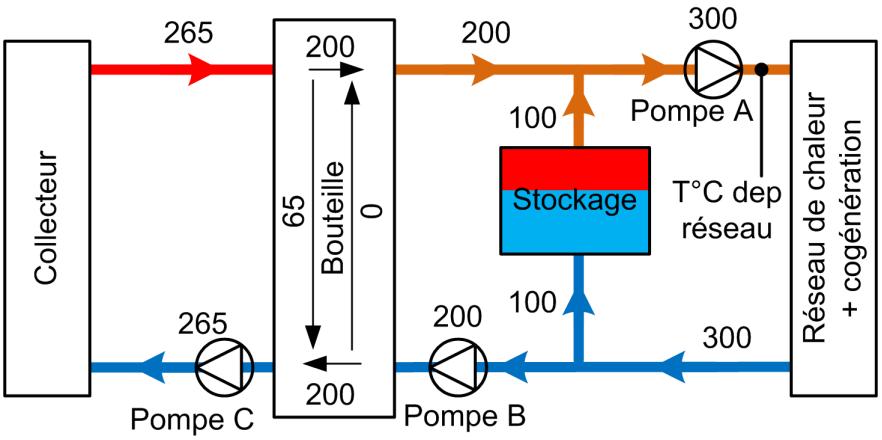


Figure 4.20 – Mode déstockage

4.3.1.4 Fonctionnement en mode déconnecté

Quand les chaudières 1 et 2 fonctionnent en même temps, c'est que le stockage est épuisé. Dans ce cas, le module de stockage est déconnecté et il faut que le débit de la pompe B soit égal au débit de la pompe A. La figure 4.21 présente cette configuration en mode sans stockage. Les valeurs numériques découlent des débits nominaux et d'un débit réseau de $300\,m^3{\cdot}h^{-1}$.

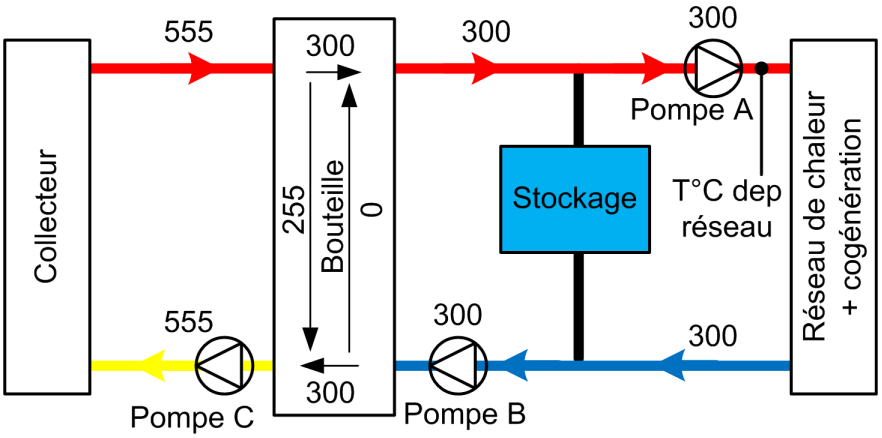


Figure 4.21 – Mode déconnecté

4.3.1.5 Intérêts de ce schéma d'intégration

L'avantage de cette option est que l'écart de débit entre le circuit collecteur et le circuit primaire est automatiquement compensé par le recyclage effectué dans la bouteille de découplage hydraulique. Il est possible de contrôler très facilement le débit parcourant le stockage dans un sens ou dans un autre en jouant uniquement sur la pompe B. Celle-ci serait donc la variable manipulée principale d'une commande prédictive optimale. La modification de l'installation et l'intégration du module de stockage au modèle de la chaufferie reste assez simple.

4.4 Intégration du modèle du module de stockage au sein de la chaufferie

4.4.1 Principe d'intégration

Ayant proposé un modèle pour le système de stockage et une manière d'intégrer physiquement ce système de stockage sur le réseau de chaleur, il faut faire en sorte que le modèle global de la chaufferie puisse interagir directement avec le modèle du module de stockage. Pour cela nous avons besoin de développer les équations décrivant les mélanges de l'eau et la séparation du débit à l'interface entre le modèle de la chaufferie et le modèle du système de stockage. La figure 4.22 présente les petits modèles d'interface qu'il est nécessaire de développer. Le modèle « Mélangeur départ bouteille / stockage » permet de faire la liaison entre l'eau au départ du réseau et le haut du système de stockage. Le modèle « Mélangeur retour cogénération + réseau » est utilisé pour calculer la température de l'eau qui se mélange entre le retour du réseau et le départ de la centrale de cogénération côté client. Cette température doit en effet être connue pour le calcul du mélange de l'interface « Mélangeur retour réseau + stockage ». Ainsi, le modèle du module de stockage et les trois modules d'interface peuvent être intégrés directement en parallèle entre le modèle de la bouteille de découplage hydraulique et le réseau de chaleur. La liaison avec le haut de la cuve se positionne alors avant le modèle de l'alimentation du réseau (dans le sens du départ du réseau), et la liaison avec le bas de la cuve se fait après la cogénération (dans le sens du retour du réseau).

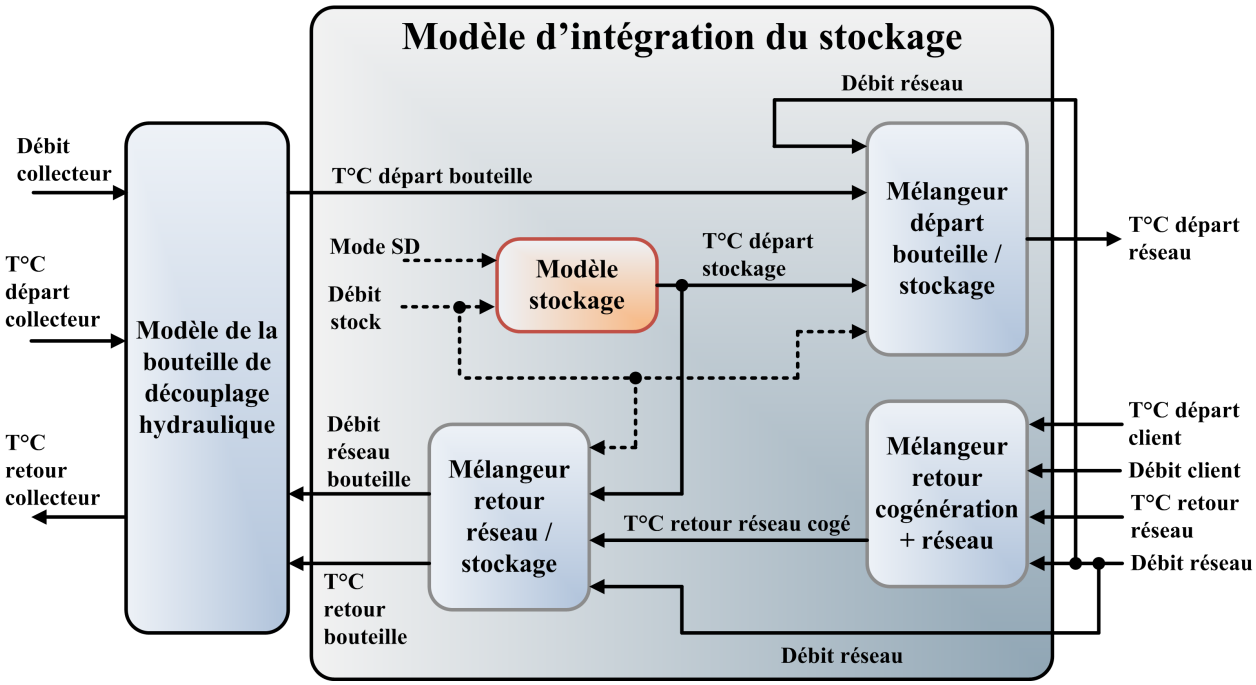


Figure 4.22 – Modèles d'intégration du stockage

Par ailleurs, l'intégration du modèle de stockage dans le simulateur du modèle global de la chaufferie a nécessité un léger reparamétrage des constantes d'enclenchement du modèle de la chaudière à gaz-fioul afin d'obtenir, avec un stockage de volume nul, un comportement identique en terme de consommation énergétique, notamment concernant le gaz total cumulé (4.26).

$$\begin{cases} Ec_{on} = 3{,}0415 \\ Tps_{Enc-CH1} = 10 \\ Ec_{stop} = 1 \\ Tps_{M-CH1} = 155 \end{cases} \tag{4.26}$$

4.4.2 Modélisation des systèmes d'interface

4.4.2.1 Température au départ du réseau ($T_{dep-res}$)

Description. À cause de l'implantation du module de stockage, le calcul de la température au départ du réseau est modifiée. Cette température n'est plus toujours égale à la température de départ bouteille (vers le réseau). En effet, lorsque le système est en mode stockage, une partie de l'eau qui sort de la bouteille de découplage hydraulique et qui va vers le réseau, entre dans le module de stockage tandis qu'une autre partie alimente directement le réseau de chaleur. Ainsi, dans ce cas, il n'y a pas de modification du calcul de la température au départ du réseau qui reste égale à la température de l'eau au départ de la bouteille de découplage. Cependant, en mode déstockage, l'eau qui sort du haut de la cuve de stockage se mélange à l'eau au départ de la bouteille de découplage hydraulique. Ainsi, la température au départ du réseau dépend de la température au départ de la bouteille et de la température de l'eau sortant de la cuve de stockage.

Modélisation. La température de départ du réseau (4.27) est une variable qui évolue avec les deux modes de fonctionnement discrets, selon que le système stocke ou déstocke de l'énergie ($ModeSD$). En cas de

déstockage, le calcul de la température résultant du mélange est égale à la moyenne des températures des eaux venant de la bouteille de découplage hydraulique ($T_{dep-bout}$) et du stockage ($T_{sup-stock}$), pondérées par leurs débits respectifs. En mode stockage, la température au sortir de la bouteille est directement appliquée à celle au départ du réseau.

$$T_{dep-res} = \frac{T_{dep-bout} \cdot (Deb_{res} - Deb_{stock} \cdot (1 - ModeSD)) + T_{sup-stock} \cdot Deb_{stock} \cdot (1 - ModeSD)}{Deb_{res} - Deb_{stock} \cdot (1 - ModeSD) + Deb_{stock} \cdot (1 - ModeSD)} \tag{4.27}$$

4.4.2.2 Température du mélange retour réseau / cogénération ($\mathbf{T_{ret-res-cog}}$)

Description. Avant l'introduction du module de stockage, cette variable était déjà calculée et correspondait à la température de l'eau qui entrait dans la bouteille de découplage hydraulique, côté réseau de chaleur. Elle était déterminée en fonction du mélange entre l'eau qui revenait directement du réseau ($T_{ret-res}$) et celle qui passait par la centrale de cogénération ($T_{dep-client}$). Avec l'ajout du modèle du système de stockage, cette variable doit être calculée avant, entre le départ client de la cogénération et la connexion avec le module de stockage.

Modélisation. Cette température est calculée (4.28) en faisant la moyenne des températures du retour réseau et du départ client de la cogénération, pondérées par leurs débits respectifs.

$$T_{ret-res-cog} = \frac{T_{ret-res} \cdot (Deb_{res} - Deb_{client}) + T_{dep-client} \cdot Deb_{client}}{Deb_{res}} \tag{4.28}$$

4.4.2.3 Modélisation du débit bouteille / stockage ($\mathbf{Deb_{bout-stock}}$)

Description. En raison de l'utilisation d'une nouvelle pompe pour imposer un débit traversant le stockage, le débit entre la bouteille de découplage et le module de stockage n'est plus strictement identique au débit du réseau (Deb_{res}). Il faut considérer l'ajout du débit du stockage (Deb_{stock}) qui l'augmente ou qui le diminue.

Modélisation. En considérant la valeur absolue du débit dans le module de stockage, le débit entre le module de stockage et la bouteille correspond, en mode stockage, à la somme du débit réseau et du débit stockage et, en mode déstockage, à la différence entre le débit réseau et le débit du module de stockage (4.29).

$$Deb_{bout-stock} = Deb_{res} + (2 \cdot ModeSD - 1) \cdot |Deb_{stock}| \tag{4.29}$$

4.4.2.4 Température du mélange retour réseau-cogénération / stockage ($\mathbf{T_{ret-res-stock}}$)

Description. La température de l'eau qui entre au bas de la bouteille de découplage hydraulique, côté retour réseau, n'est plus égale à la température du mélange de l'eau qui revient du réseau et de celle qui revient de la cogénération ($T_{ret-res-cog}$). Il faut y ajouter l'influence du module de stockage lorsque celui-ci est en mode stockage. En effet, l'eau froide qui se trouve au bas de la cuve ($T_{inf-stock}$) sort de celle-ci pour aller se mélanger à l'eau qui revient du réseau et de la cogénération.

Modélisation. Cette température est égale à la moyenne de la température de l'eau provenant du mélange entre le retour réseau et la cogénération et de la température de l'eau sortant par le bas de la cuve, pondérées par leurs débits respectifs (4.30). L'influence du module de stockage ne se fait ressentir sur cette température qu'en mode stockage, c'est-à-dire pour $ModeSD = 1$.

$$T_{ret-res-stock} = \frac{T_{ret-res-cog} \cdot Deb_{res} + (T_{inf-stock} \cdot Deb_{stock}) \cdot ModeSD}{Deb_{res} + |Deb_{stock}| \cdot ModeSD} \tag{4.30}$$

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre nous avons dimensionné et sélectionné un type de stockage énergétique à intégrer au circuit hydraulique de la chaufferie collective, en fonction des besoins, des contraintes techniques, des coûts...Notre choix s'est porté sur un module de stockage, utilisant la chaleur sensible de l'eau, qu'il est possible de connecter facilement au circuit hydraulique du réseau d'eau chaude. La cuve d'eau qui fera office de système de stockage sera placée parallèlement à la bouteille de découplage hydraulique et au réseau. Une seconde pompe sera installée au niveau du retour du réseau, juste après le module de stockage, pour pouvoir piloter le débit traversant la cuve d'eau.

À partir de ce choix, nous avons développé un modèle mathématique de ce stockage. Ce modèle, discrétisé en temps et en espace, décrit l'évolution temporelle de la stratification thermique de l'eau à l'intérieur de la cuve de stockage. L'intégration de ce modèle au modèle global de la chaufferie a ensuite été réalisée. Cette intégration a nécessité l'écriture d'équations décrivant l'interconnexion du modèle du système de stockage et du modèle de la chaufferie, en raison, soit du mélange, soit de la séparation de l'eau causée par le fonctionnement normal du stockage.

La première perspective de cette étude serait d'essayer une autre configuration hydraulique pour intégrer la cuve de stockage dans la chaufferie. Nous avons, en effet, envisagé de ne pas mettre la cuve de stockage en parallèle de la bouteille de découplage hydraulique mais plutôt à sa place (figure 4.23). Des vannes trois voies sont ajoutées en sortie des chaudières pour contrôler le recyclage de l'eau et remplacer l'adaptation des débits auparavant opérée par la bouteille de découplage hydraulique. Une autre perspective intéressante est de modifier le type de stockage énergétique en utilisant d'autre matériaux, des MCP par exemple. Cela suppose cependant d'ajouter un échangeur de chaleur entre l'eau du circuit principal de la chaufferie et la cuve de stockage.

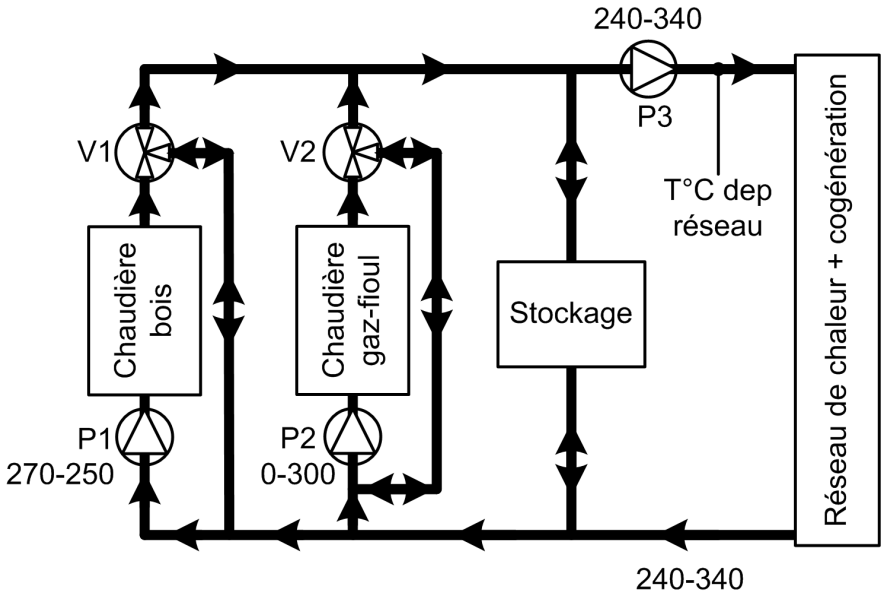


Figure 4.23 – Schéma alternatif d'intégration du stockage

La suite du travail présenté dans ce chapitre consiste désormais à synthétiser un régulateur pour contrôler efficacement le stockage, c'est-à-dire pour calculer en temps réel le mode de fonctionnement de ce système (mode stockage ou déstockage par l'intermédiaire de la variable $ModeSD$) ainsi que le débit traversant la cuve (par le calcul de la variable Deb_{stock}).

Chapitre 5

Prédiction des variables extérieures influant sur le fonctionnement de la chaufferie

Ce chapitre a pour but de présenter les outils utilisés pour la prédiction des variables extérieures qui influent sur le fonctionnement de la chaufferie et donc sur son modèle. Celles-ci sont, d'une part, la température extérieure qui influence notamment les consignes de température des chaudières et la consigne de pression du réseau, donc son débit, et, d'autre part, la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur qui influe directement sur la baisse de température au retour du réseau de chaleur. Notons également que ces deux variables sont fortement liées l'une à l'autre. En effet, une faible température extérieure entraîne une forte consommation d'eau chaude, et inversement. L'objectif est donc de prédire l'évolution de ces variables sur le court terme (quelques heures) et d'utiliser ces informations pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie. La première partie de ce chapitre détaille les objectifs ainsi que les données à disposition et introduit le principe de la méthode de prédiction, basée sur une analyse multi-résolutions par transformée en ondelettes discrète et sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels. La seconde partie définit une ondelette et la manière dont il est possible d'utiliser la transformée en ondelettes pour analyser un signal. Ensuite, dans la troisième partie de ce chapitre, les réseaux de neurones et leurs applications sont décrits. Dans la quatrième partie, la méthodologie pour la prédiction des séries temporelles est détaillée puis employée pour estimer la température extérieure (cinquième partie) et la puissance consommée par le réseau (sixième partie).

5.1 Objectifs visés par la prédiction et analyse préliminaire des données

5.1.1 Préambule

Dans ce chapitre, nous décrivons la prédiction des variables d'entrées exogènes au modèle de la chaufferie sur lesquelles nous n'avons pas de contrôle (figure 5.1) et qui peuvent donc être vues comme des perturbations par rapport au modèle global de la chaufferie.

La prédiction, appliquée aux systèmes dynamiques, relève du principe du déterminisme, qui définit le fait que les états d'un système dans l'avenir sont entièrement fonctions de ses états passés.

En premier lieu, nous avons besoin d'introduire l'objectif fixé pour ces prédictions et les données que nous avons à notre disposition. Ensuite, la méthodologie générale de la prédiction décrit les outils qui sont utilisés, à savoir la transformée en ondelettes discrète et les réseaux de neurones artificiels, ainsi que la manière dont ils sont combinés pour la prédiction de séries temporelles.

Comme il a été mentionné dans le chapitre 3, détaillant la modélisation de la chaufferie collective, le modèle obtenu permet de calculer chacun de ses états internes, à condition d'avoir accès à la mesure en temps réel de la température extérieure et de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur.

Le développement d'un contrôleur prédictif suppose de pouvoir utiliser le modèle de la chaufferie pour calculer ses états futurs et optimiser certaines de ces variables. Il est donc absolument nécessaire d'avoir une idée relativement précise de la tendance que suivent les entrées exogènes qui vont modifier les états de la chaufferie. C'est pourquoi le développement d'un outil de prédiction est indispensable pour connaître l'évolution de la température extérieure et la puissance qui sera consommée par le réseau, au moins à court terme. La prédiction de ces variables se base sur leurs évolutions passées et sur des indications temporelles.

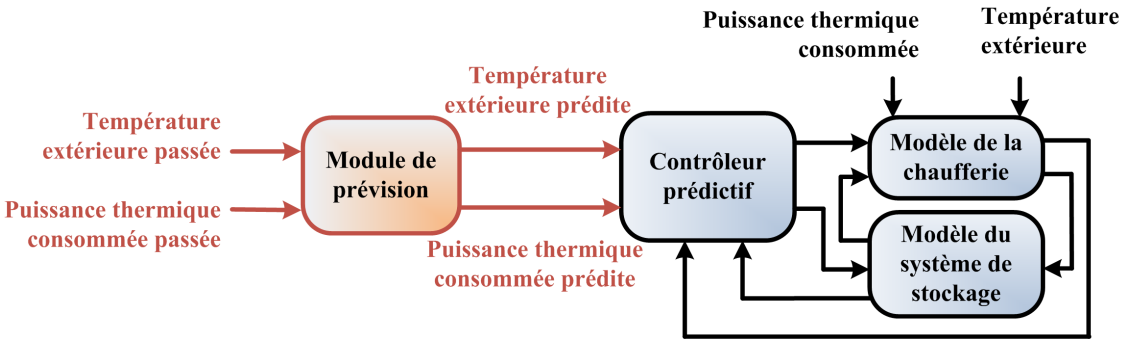


Figure 5.1 – Schéma général du projet (Prédiction)

De nombreuses techniques adaptées à la prédiction de données ont été développées et améliorées pour essayer d'augmenter la fiabilité des prédictions. La prédiction de paramètres météorologiques, tels que la température, est l'objectif de beaucoup de travaux et utilise des moyens divers tels que des modèles paramétriques [8], des réseaux d'apprentissage par abduction [1], des réseaux de neurones artificiels [176] ou de la logique floue avec un apprentissage réalisé par des algorithmes génétiques [116].

Pour ce qui est de la consommation énergétique, de nombreux travaux [143, 100, 102, 77] montrent que les réseaux de neurones artificiels sont particulièrement adaptés pour la prédiction. Il existe également d'autres méthodes de prédiction basées par exemple sur des modèles non-linéaires [158].

La méthode proposée et décrite dans ce chapitre se base sur une analyse multi-résolution par transformée en ondelettes discrète et sur une prédiction par réseaux de neurones artificiels.

5.1.2 Analyse préliminaire des données

5.1.2.1 Prévision de la température extérieure par station météo

La température extérieure est actuellement déjà prédite par une entreprise à partir de mesures de température qui sont réalisées par une station météorologique. La température extérieure a été mesurée du 01/01/2009 au 30/04/2009 et a été échantillonnée toutes les 3 heures à partir de 0h. Il y a donc 8 mesures de température réalisées chaque jour sur cette station.

L'entreprise délivre chaque jour (noté J) ses prévisions de températures extérieures pour les jours J+3, J+4, J+5, J+6 et J+7. Il y a donc un glissement d'un jour de prédiction chaque jour. Ainsi, au jour suivant, les prévisions de J+4 à J+7 sont recalculées et deviennent les prédictions de J+3 à J+6. Une nouvelle prédiction pour J+7 est ajoutée et l'ancienne prédiction pour J+3 disparaît et devient l'ultime prédiction pour ce jour là, il n'y aura donc pas de prédiction supplémentaire faite pour ce jour. Les instants de prédiction sont identiques aux instants des relevés puisqu'ils s'échelonnent, de 0h à 21h toutes les 3 heures.

Le tableau 5.1 détaille l'évolution de la prédiction glissante de J+7 $\left(T_{ext}^{J+7}\right)$ à J+3 $\left(T_{ext}^{J+3}\right)$ par rapport à la température mesurée sur le site de la station météorologique ($T_{ext-station}$). On peut remarquer qu'en quatre jours l'ERM est réduite de 36,1 % passant de 8,94 % à 5,72 % alors que le FIT est amélioré de façon très importante, avec près de 129,8 % d'augmentation (22,3 % à 51,24 %).

Jour	FIT [%]	ERM [%]
T_{ext}^{J+3}	51,24	5,72
T_{ext}^{J+4}	46,41	6,21
T_{ext}^{J+5}	41,06	6,74
T_{ext}^{J+6}	34,42	7,65
T_{ext}^{J+7}	22,30	8,94

Tableau 5.1 – Comparaison des prédictions par jour au niveau de la station météorologique

La figure 5.2 permet de comparer le comportement de la température extérieure mesurée par la station météorologique et les prédictions qui sont réalisées pour les jours J+3 et J+7. On voit que ces dernières suivent bien la courbe de la température mesurée avec une moyenne quasi-identique. L'amélioration notée entre les prédictions J+3 et J+7 se situe au niveau des amplitudes des variations. En effet, plus la prédiction est à long terme, plus elle sous-estime l'amplitude des variations journalières.

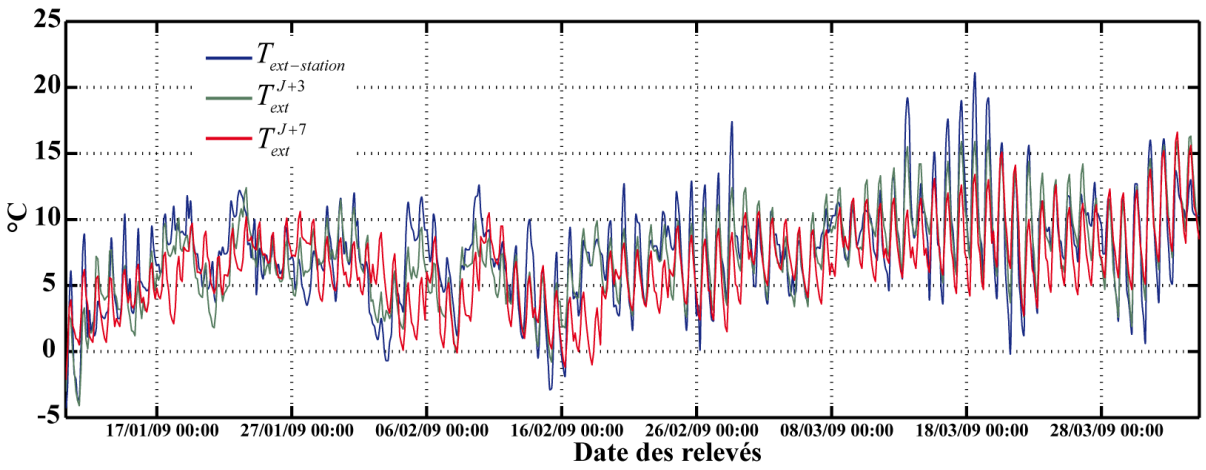


Figure 5.2 – Températures extérieures mesurées et prédites au niveau de la station météorologique

En conclusion, il apparaît qu'à partir des mesures de la température extérieure effectuée par la station météorologique, la prévision de la température atteint un assez bon niveau, surtout pour J+3 (plus de 51 % de FIT et moins de 6 % d'ERM). Il est cependant regrettable qu'il n'y ait pas une mise à jour corrective de J+3 à J+2 et J+1 permettant une exploitaion de ces résultats de prédiction sur du plus court terme.

5.1.2.2 Corrélation de cette prévision avec la chaufferie

Comme il a été dit dans le paragraphe précédent, la prévision de la température extérieure est basée sur une température qui est mesurée par une station météorologique située à quelques kilomètres de la chaufferie et avec un échantillonnage beaucoup plus faible. Il est donc judicieux de se demander s'il y a une bonne corrélation entre la température extérieure mesurée par la station météorologique et celle mesurée sur le site de la chaufferie. En effet, il apparaît inutile de prévoir correctement la température de la sous-station si elle est fortement différente de celle mesurée à la chaufferie. La figure 5.3 présente la comparaison entre la température mesurée sur le site de la chaufferie (T_{ext}) et celle mesurée sur le site de la station météorologique ($T_{ext-station}$). Cette dernière a été sur-échantillonnée pour correspondre à l'échantillonnage du modèle de la chaufferie, dont les relevés sont effectués toutes les 5 minutes.

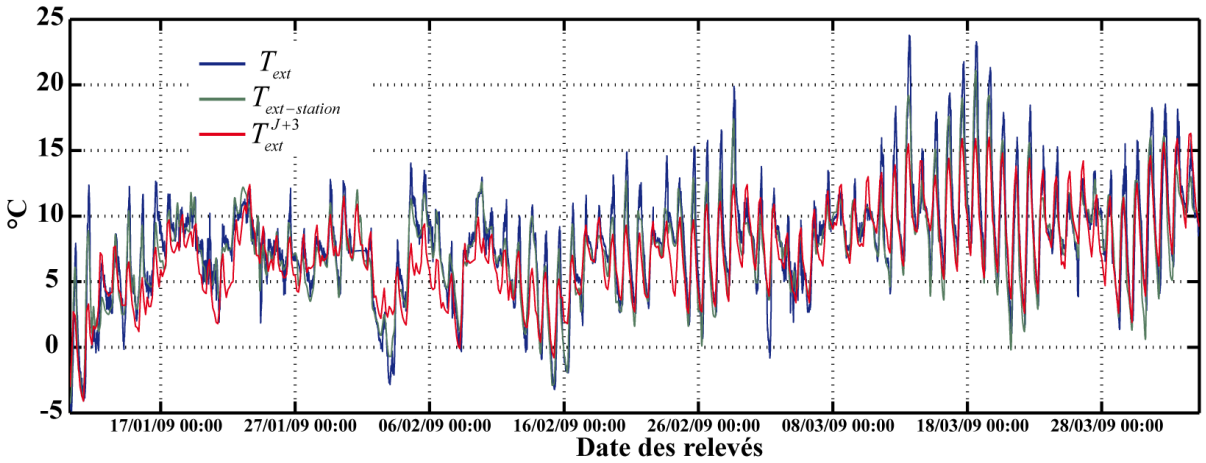


Figure 5.3 – Températures extérieures mesurées et prédites

On voit qu'il y a une assez forte corrélation entre les températures de la chaufferie et celles de la station, ce qui valide l'emplacement de la station météo pour la prédiction des températures de la chaufferie. La principale source d'erreur provient du faible échantillonnage, cependant le comportement paraît sensiblement identique.

Étant donné que les températures de la chaufferie et de la station météorologique sont quasiment identiques, il est pertinent d'utiliser ces données pour la prédiction des températures de la chaufferie. On peut dès lors analyser la corrélation entre les prévisions faites par cette station et les mesures réalisées sur le site de la chaufferie.

L'analyse visuelle des courbes de température prédite à J+3 et mesurée indique, au delà d'une assez forte corrélation du cycle journalier et de la tendance générale, que la prédiction sous-estime les forts écarts de température. Le tableau 5.2 regroupe les corrélations entre les prédictions et les températures mesurées sur le site de la chaufferie.

Celui-ci montre que le profil de corrélation a le même comportement (décroissance du FIT qui s'amplifie) qu'avec la température mesurée par la station météorologique, si ce n'est que les résultats sont un peu moins bons à cause du faible échantillonnage et de la différence entre le lieu de la prédiction et la mesure réelle de température. Si on ne considère que la prédiction à J+3 comme digne d'intérêt, l'ERM reste très proche de

Jour	FIT [%]	ERM [%]
$T_{ext-station}$	59,67	4,18
T_{ext}^{J+3}	43,15	6,141
T_{ext}^{J+4}	38,92	6,611
T_{ext}^{J+5}	34,17	6,996
T_{ext}^{J+6}	27,62	7,883
T_{ext}^{J+7}	17,07	9,015

Tableau 5.2 – Comparaison des prévisions par jour au niveau de la chaufferie

6 %, comme pour la température mesurée par la station. Le FIT perd seulement 8 % passant de 51 % à 43 %. La prédiction reste donc assez pertinente.

5.1.2.3 Puissance thermique consommée par le réseau

La figure 5.4 présente la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur (courbe bleue) durant les premiers mois de l'année 2009 (début janvier à début avril). Cette variable n'est pas directement mesurée mais est reconstruite d'après les températures de départ et de retour du réseau ainsi que de son débit, lui-même reconstruit à partir de l'ouverture de la pompe et de la pression différentielle du réseau qui suit une consigne variant selon la température extérieure (cf. chapitre 3 sur la modélisation de la chaufferie).

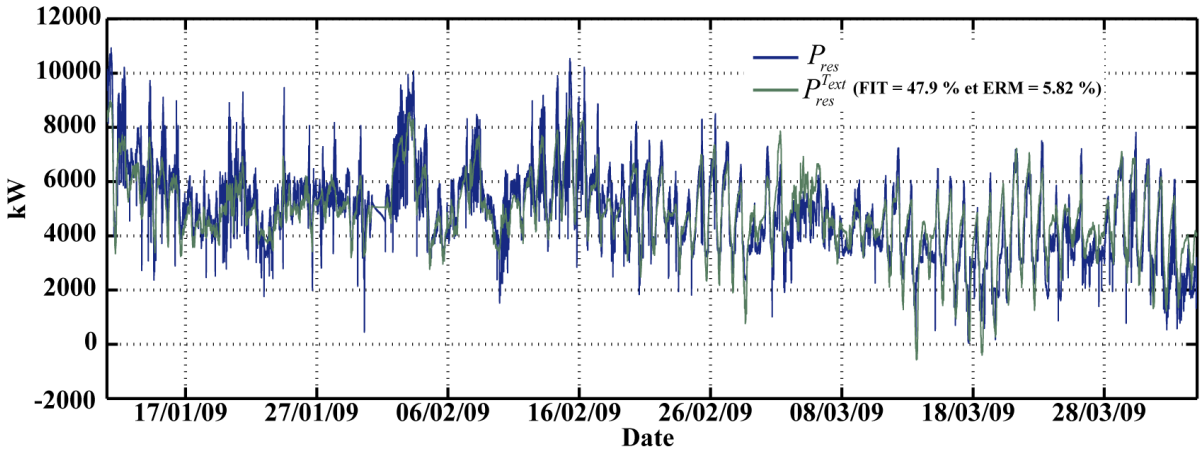


Figure 5.4 – Puissance thermique du réseau mesurée et reconstruite à partir de la température extérieure mesurée à la chaufferie

En observant le comportement de cette puissance et en le comparant à la température extérieure mesurée à la chaufferie (figure 5.3), il apparaît que leurs comportements sont très fortement liés. Lorsque la température diminue, la puissance thermique consommée augmente, et inversement. C'est pourquoi nous avons cherché à calculer directement la puissance thermique à partir de la température extérieure en utilisant une simple relation linéaire pour montrer la corrélation qui existe entre ces deux variables. Il s'agit donc de chercher les valeurs optimales des paramètres β_p et γ_p qui minimisent l'écart entre la puissance thermique réelle P_{res} et celle calculée à partir de la température extérieure $P_{res}^{T_{ext}}$ (5.1).

$$\begin{cases} \min\limits_{\beta_p,\gamma_p} \| P_{res} - P_{res}^{T_{ext}} \|^2 \\ \text{tel que :} \quad P_{res}^{T_{ext}} = \beta_p \cdot T_{ext} + \gamma_p \end{cases} \tag{5.1}$$

La phase d'optimisation des paramètres donne le résultat suivant : $\beta_p = -342{,}7$ et $\gamma_p = 7576{,}3$. Le résultat de cette régression linéaire permet de calculer la puissance thermique à partir de la température extérieure mesurée. Cette puissance identifiée est représentée par la courbe verte sur la figure 5.4. On voit donc que la corrélation entre ces deux variables extérieures existe bel et bien et qu'elle est très importante (47,9 % de FIT et seulement 5,82 % d'ERM). Cependant, certaines dynamiques ne peuvent pas être correctement modélisées par cette méthode. Toutefois, il s'agit souvent d'artefacts de consommation provoqués par l'allumage et l'extinction de la chaudière à gaz-fioul, ce qui entraîne une forte variation de la température au départ du réseau, dynamique haute fréquence qui sera filtrée par l'inertie du réseau et qu'on ne retrouve pas sur la température de retour. L'approximation donnée par la prévision à cet instant est donc sans doute plus réaliste qu'une consommation énergétique des habitants du quartier de La Rochelle.

5.2 Transformation en ondelettes

5.2.1 Définition et présentations des ondelettes

La transformée en ondelettes est utilisée pour décomposer des signaux en ondelettes, c'est-à-dire en signaux caractérisés par de petites oscillations fortement localisées [44, 90]. Contrairement à la transformée de Fourier [35, 167] qui décompose un signal donné en signaux périodiques de types sinus et cosinus où toute information temporelle est perdue, la transformée en ondelettes permet de séparer les différentes échelles de fréquence du signal mais conserve également les informations concernant l'évolution temporelle du signal. Cette différence est très importante lorsque le signal n'est pas périodique et possède une variation significative de son comportement en fréquence au cours du temps.

Une ondelette est une fonction Ψ de $L^2(\mathbb{R})$ de moyenne nulle $\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) \cdot dt = 0$. Elle est normalisée $\int |\Psi(t)|^2 \cdot dt = 1$ et centrée autour de $t = 0$. Une famille d'éléments temps-fréquence s'obtient en dilatant d'un facteur a et en translatant d'un facteur b l'ondelette dite mère $\Psi(t)$ (5.2) [83].

$$\Psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi\left(\frac{t}{b-a}\right) \text{ avec } a, b \in \mathbb{R} \text{ et } a \neq 0 \tag{5.2}$$

Ces facteurs restent normalisés (comme l'ondelette mère) et on définit la transformée en ondelettes de la fonction $f(t)$ par l'expression (5.3), avec Ψ^* le complexe conjugué de l'ondelette Ψ et $C_{a,b}$ le coefficient d'ondelette.

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{5.3}$$

Il existe de nombreuses familles d'ondelettes possédant des propriétés différentes et qui peuvent être plus ou moins adaptées à l'étude de tel ou tel signal temporel [166].

Les principales caractéristiques différenciant ces familles d'ondelettes sont :

1. la vitesse de convergence vers 0 de l'ondelette quand le temps ou la fréquence tendent vers l'infini ;
2. la symétrie ;
3. le nombre de fois où elle passe par 0 ;
4. la régularité qui est notamment importante pour obtenir une reconstruction lisse du signal.

Les quatre familles d'ondelettes les plus courantes [2] (Haar, Daubechies, Coiflet et Symlet) sont présentées par la figure 5.5 et partagent des propriétés d'orthogonalité et de biorthogonalité. Elles sont définies sur un support compact biorthogonal, possèdent une fonction d'échelle associée et leur transformation inverse est exacte. Elles existent sous forme discrétisée et il est donc possible d'utiliser des filtres numériques à réponse infinie (FIR) pour calculer la transformation en ondelettes du signal étudié. Le calcul de leur transformée existe ainsi sous une forme d'algorithme de résolution rapide dans les solveurs numériques d'équations.

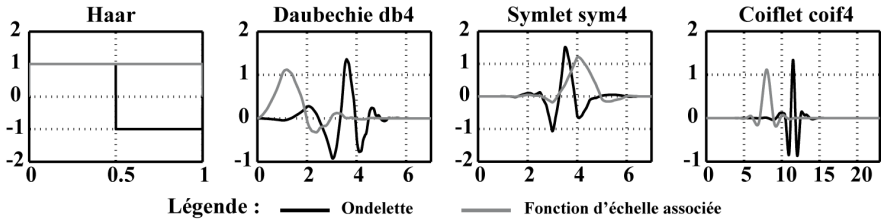


Figure 5.5 – Différentes familles d'ondelettes et leur fonction d'échelle associée

La plus simple est la famille d'ondelettes de Haar. Elle est discontinue et ressemble à une fonction échelon. La famille la plus connue et la plus largement utilisée est la famille d'ondelettes de Daubechies.

La famille d'ondelettes de Daubechies [44] regroupe les ondelettes et les fonctions d'échelle présentées par la figure 5.6. Comme on peut le voir sur cette figure, il en existe de différents ordres. Une ondelette de Daubechies à l'ordre N est appelée dbN. Notons que l'ondelette de Haar est en fait l'ondelette à l'ordre 1 de la famille Daubechies. Nous avons fait le choix, pour nos travaux, d'utiliser les ondelettes de la famille Daubechies qui sont couramment utilisées, de par leurs caractéristiques, pour l'étude de très nombreux types de signaux.

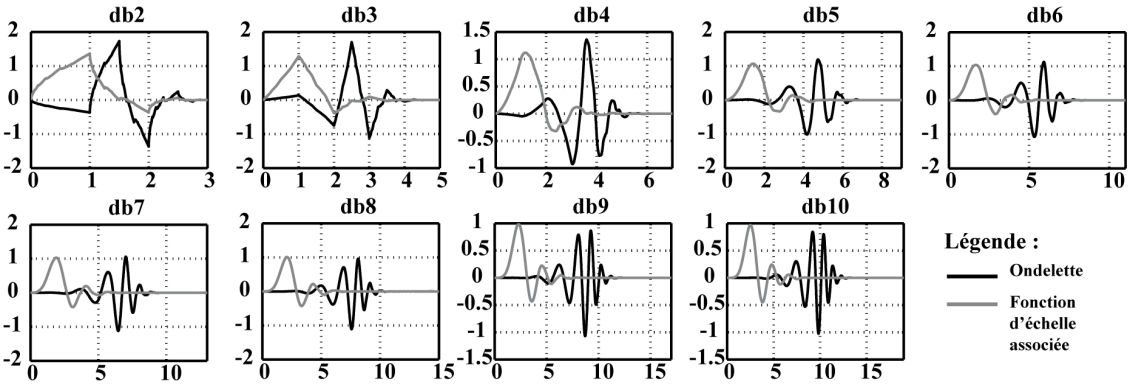


Figure 5.6 – Ondelette de Daubechies à différents ordres

5.2.2 Principe de la décomposition en ondelettes (temps continu)

On peut définir les étapes suivantes permettant la décomposition en ondelettes dans le cas continu.

L'étape fondamentale consiste à comparer l'ondelette à une portion du signal étudié. On calcule alors un coefficient de corrélation entre les deux. Plus la valeur de ce coefficient est importante, plus forte est la corrélation. La valeur est comprise entre 0 et 1 (figure 5.7).

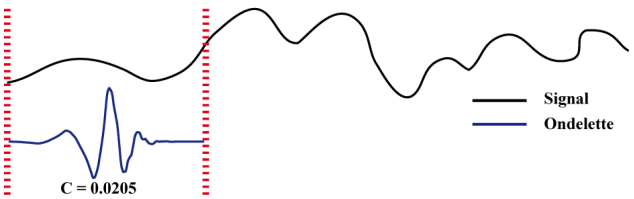


Figure 5.7 – Comparaison de l'ondelette et d'une portion du signal

On translate ensuite l'ondelette de la longueur de la portion de comparaison et on recommence les opérations précédentes jusqu'à parcourir la totalité du signal et obtenir tous les coefficients de corrélation (figure 5.8).

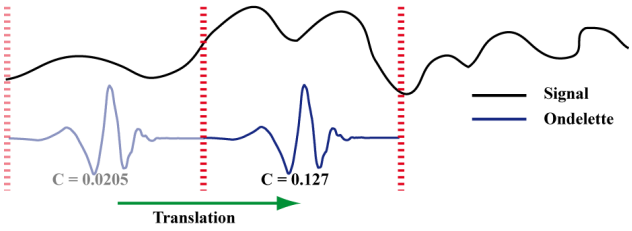


Figure 5.8 – Translation de l'ondelette pour la comparaison

L'étape suivante consiste à changer l'échelle de l'ondelette en la dilatant et de réitèrer les étapes précédentes de comparaison avec l'ondelette pour cette nouvelle échelle (figure 5.9). On recommence l'ensemble des opérations précédentes en parcourant toutes les échelles de l'ondelette.

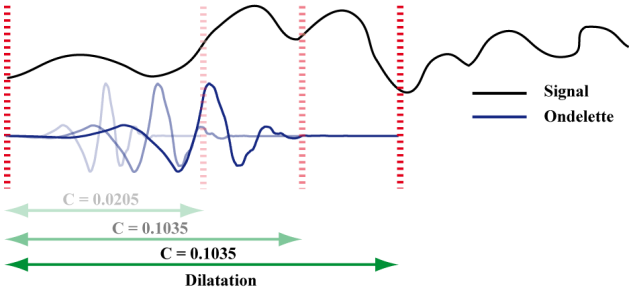


Figure 5.9 – Dilatation de l'ondelette pour la comparaison

5.2.3 Transformation (décomposition) en ondelettes en temps discret

Un des problèmes de la décomposition en temps continu est que la translation et la dilatation de l'ondelette mère conduit à accumuler des informations redondantes. C'est pourquoi la transformation en temps discret lui est plus souvent préférée, en plus de pouvoir, naturellement, traiter des signaux échantillonnés. Dans ce cas, les coefficients de dilatation a et de translation b prennent des valeurs discrètes qui vérifient : $a = a_0^m$ et $b = n \cdot b_0 \cdot a_0^m$ avec $a_0 > 1$, $b_0 \neq 0$ et $(m, n) \in \mathbb{R}$. Concrètement, cette décomposition s'opère par des bancs de filtres passe-bas et passe-hauts qui dépendent du type d'ondelette choisi et de l'ordre de décomposition [130]. En sortie des filtres on obtient deux vecteurs de coefficients sous-échantillonnés d'un facteur 2, ce qui permet d'obtenir au total un nombre de coefficients environ égal au nombre de points du signal original (principe de conservation de l'information sans ajouter d'informations redondantes). Les coefficients obtenus à travers la branche passe-bas sont appelés coefficients d'approximation et ceux qui sont obtenus à travers la branche passe-haut sont appelés coefficients de détails. La figure (5.10) présente ce concept avec une décomposition à l'ordre 1.

Pour réaliser une décomposition à un ordre supérieur à 1, la décomposition se poursuit de manière itérative jusqu'à l'ordre désiré, d'une manière similaire. La séquence des coefficients d'approximation obtenue à la première itération repasse par un banc de filtres passe-hauts et passe-bas qui permet d'obtenir après sous-échantillonnage les coefficients de détails de l'ordre 2 ainsi que les nouveaux coefficients d'approximation (d'ordre 2), et ainsi de suite. La figure 5.11 donne l'exemple d'une décomposition discrète en ondelettes à l'ordre 3.

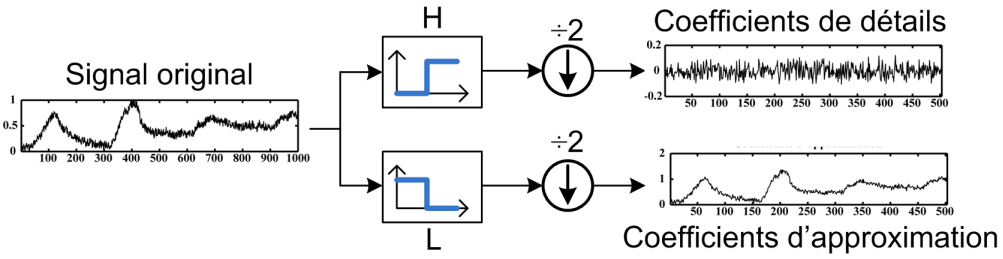


Figure 5.10 – Décomposition d'un signal par transformation discrète en ondelettes

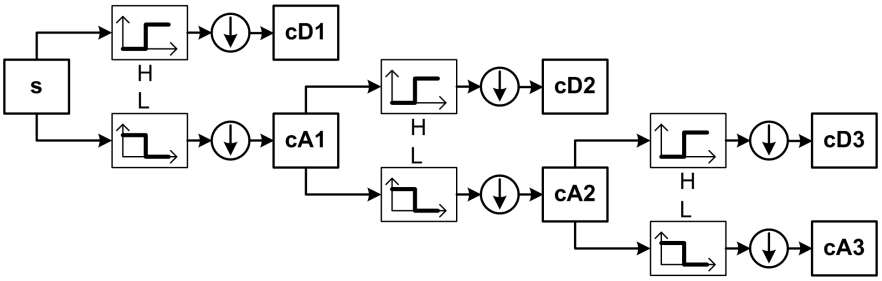


Figure 5.11 – Décomposition successive en ondelette (niveau 3)

Le principe du sous-échantillonnage à chaque nouvelle décomposition permet à la somme de l'ensemble des coefficients de rester proche de la longueur du signal étudié. Par exemple pour un signal comportant 4000 points, on obtient, après décomposition à l'ordre 3, environ 500 coefficients d'approximation à l'ordre 3, environ 500 coefficients de détails à l'ordre 3, environ 1000 coefficients de détails à l'ordre 2 et environ 2000 coefficients à l'ordre 1. Le nombre de coefficients obtenu est donc d'environ 4000, ce qui correspond au nombre de points du signal original.

5.2.4 Transformation inverse (recomposition) en ondelettes en temps discret

La transformation en ondelettes est une opération réversible, c'est-à-dire qu'à partir des coefficients d'approximation et de détails d'un signal décomposé en ondelettes il est possible par transformation inverse de reconstruire le signal original $f(t)$ (5.4).

$$f(t) = \frac{1}{C_\Psi} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{a,b} \cdot \Psi_{a,b}(t) \cdot \frac{da \cdot db}{a^2} \tag{5.4}$$

En temps discret, la transformation inverse se fait de la façon suivante : les coefficients de la décomposition sont d'abord sur-échantillonnés d'un facteur 2 et passent par un banc de filtres dit miroir (si on le compare au banc de filtres utilisé lors de la décomposition). La figure 5.12 montre la procédure de recomposition (à l'ordre 1) d'un signal à partir de ses coefficients d'approximation et de détails à l'ordre 1.

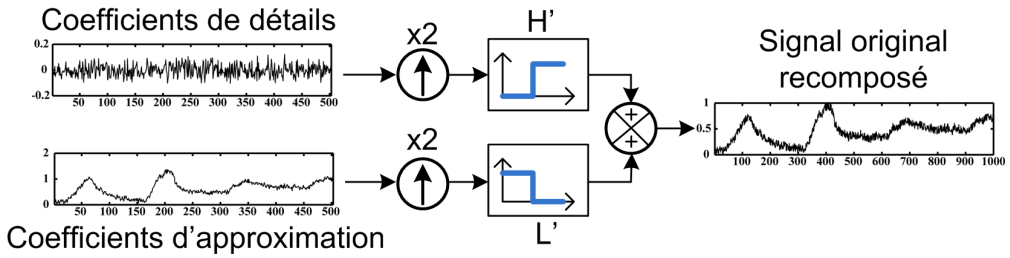


Figure 5.12 – Recomposition d'un signal par transformation discrète en ondelettes

Il est également possible de passer par une étape intermédiaire qui consiste à recomposer les signaux d'approximation et de détails à partir des coefficients d'approximation et de détails, toujours par l'utilisation de filtres miroirs (figure 5.13). Dans ce cas, pour obtenir le signal d'approximation, on applique la procédure de transformation inverse en utilisant les coefficients d'approximation seulement. A la place des coefficients de détails on utilise un vecteur rempli de 0 (méthode du *zéro-padding*). La procédure est identique pour obtenir le signal de détails, il suffit de conserver les coefficients de détails et de remplacer les coefficients d'approximation par un vecteur rempli de 0. À partir des signaux d'approximation et de détails, il est alors possible de retrouver le signal recomposé en les additionnant. L'avantage de cette étape intermédiaire est de déterminer les signaux d'approximation et de détails. Chacun de ces sous-signaux, de même taille que le signal principal, représente l'évolution du signal original en ne considérant qu'un spectre de fréquence particulier.

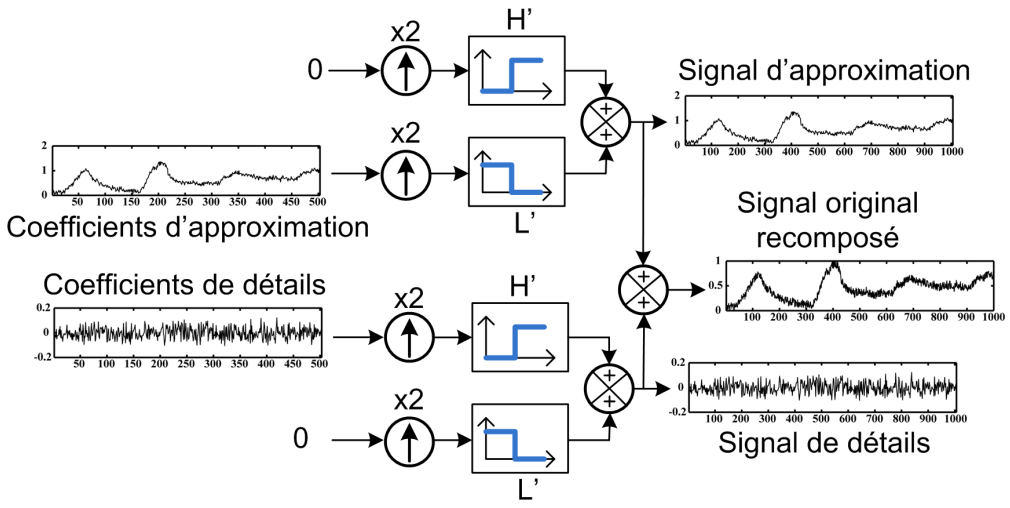


Figure 5.13 – Recomposition d'un signal par transformation discrète en ondelettes

Il est bien évidement possible de généraliser le principe de reconstruction à un ordre plus élevé, de la même façon que cela avait été présenté lors de la phase de décompositions successives. Ainsi, dans le cas d'une recomposition directe à l'ordre N les coefficients de détails et d'approximation à l'ordre N subissent la transformation inverse. Le résultat correspond aux coefficients d'approximation à l'ordre $N-1$ qui peuvent alors être utilisés avec les coefficients de détails à l'ordre $N-1$ pour continuer la reconstruction. Le processus itératif se poursuit jusqu'à aboutir au signal original reconstruit. Si on souhaite obtenir les signaux intermédiaires (d'approximation et de détails) il faut appliquer la méthode du *zero-padding* à l'ensemble des vecteurs de coefficients d'approximation et de détails. Le signal recomposé est alors obtenu en faisant la somme de tous ces signaux.

5.3 Réseaux de neurones artificiels

5.3.1 Neurone formel

Un neurone artificiel, dit neurone formel (figure 5.14), est un élément qui somme ses entrées $(x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_N)$, pondérées par des poids synaptiques $(w_1, \ldots, w_i, \ldots, w_N)$ différents pour chacune d'elles. Cette somme est l'argument d'une fonction d'activation qui produit la valeur de sortie du neurone (y). Le seuil de cette fonction d'activation peut être décalé par un biais constant (θ). Il existe plusieurs types de fonctions d'activation tels que, par exemple, la fonction de Heaviside (5.5), la fonction sigmoïde (5.6) ou bien la fonction tangente hyperbolique (5.7). Celles-ci sont présentées par la figure 5.15.

$$H(x) = \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 0 \end{cases} \tag{5.5}$$

$$sig(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{5.6}$$

$$th(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{5.7}$$

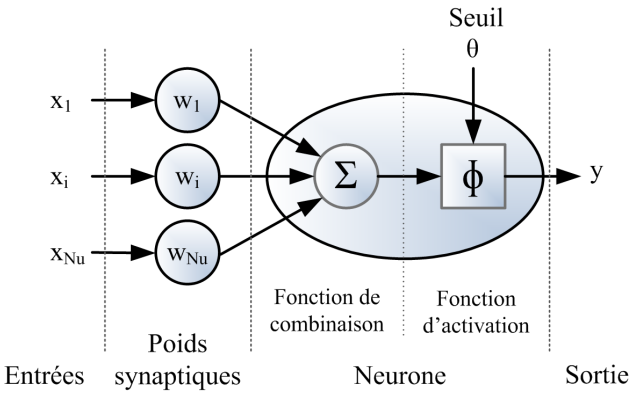


Figure 5.14 – Schéma du neurone formel

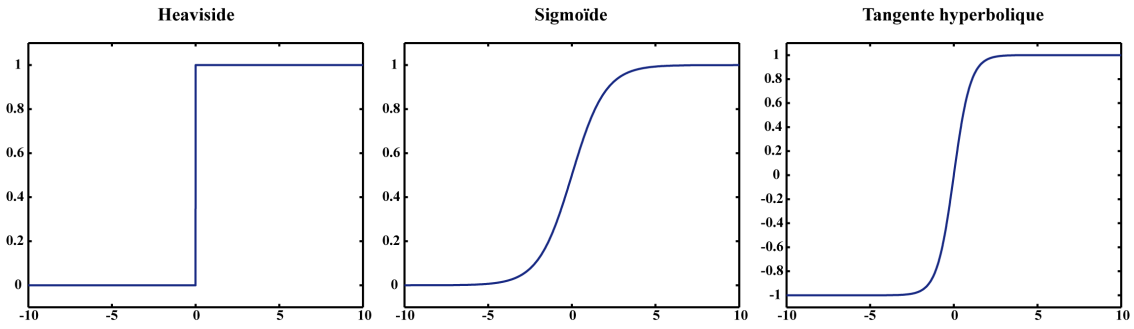


Figure 5.15 – Fonctions d'activation

5.3.2 Perceptron multi-couche

Le perceptron, le plus simple des réseaux de neurones, est seulement capable de répondre à des problèmes de classification binaire (linéairement séparables) [175]. Concrètement, il est constitué d'une seule couche de neurones avec des poids ajustables grâce à des règles d'apprentissage [136].

Pour des problèmes plus complexes, dits non-séparables, il est nécessaire d'utiliser un réseau perceptron à plusieurs couches. Un tel réseau, dit multi-couche, possède une ou plusieurs couches cachées de neurones. Ces neurones sont dits *neurones cachés*. Le réseau est alors complètement connecté, c'est-à-dire que chaque neurone d'une couche est connecté à l'ensemble des neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Dans ce type de réseau, la fonction d'activation des neurones de la couche de sortie est généralement linéaire alors que celle utilisée pour les neurones de la couche cachée est souvent non-linéaire (sigmoïde, tangente hyperbolique...).

Des travaux, tels que ceux de Hornik [93], ont montré qu'utiliser plusieurs couches cachées augmente la durée de l'entraînement car les neurones intermédiaires qui ne sont pas directement connectés à la couche de sortie, ont une phase de convergence beaucoup plus longue, sans amener de meilleurs résultats. Il est donc avantageux de n'utiliser qu'une seule couche cachée de neurones et de faire varier le nombre de neurones sur cette couche.

Dans l'étude réalisée, nous considérons donc des perceptrons multi-couches à une couche cachée dont les neurones possèdent une fonction d'activation de type sigmoïde (figure 5.16). En effet, il est possible d'approcher, dès lors que le nombre de neurones cachés est suffisant, n'importe quelle fonction bornée suffisamment régulière dans un intervalle fermé de ses entrées, avec une précision arbitraire, par une combinaison de sigmoïdes. Cette capacité d'apprentissage fait des réseaux de neurones des *approximateurs universels* [51, 40] (théorème de Kolmogorov).

D'autres travaux ont montré qu'il est possible d'optimiser la phase d'entraînement (nombre de couches, de neurones et d'itérations) en conservant un compromis intéressant entre la capacité de généralisation du réseau et la convergence [82].

Le perceptron multi-couche utilise pour son entraînement supervisé un algorithme dit à rétro-propagation de l'erreur. Durant ce processus itératif, les données d'entraînement sont présentées plusieurs fois au réseau. À chaque présentation, la sortie du réseau est comparée à la sortie cible (sortie désirée, expérimentale par exemple) et l'erreur de modélisation est calculée. Cette erreur est ensuite utilisée pour ajuster le poids des connexions du réseau afin qu'à chaque itération l'erreur soit diminuée et que les sorties calculées par le modèle se rapprochent des sorties désirées [30].

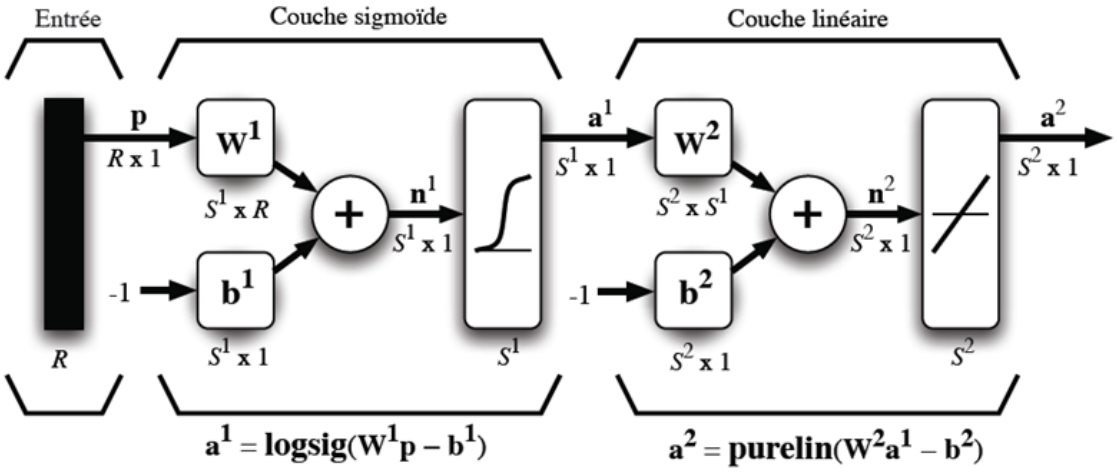


Figure 5.16 – Réseau de neurones artificiels de type perceptron multi-couches

5.3.3 Entraînement d'un réseau de neurones

5.3.3.1 Principe général de l'apprentissage supervisé

Dès que la topologie du réseau a été établie, il faut entraîner ce réseau en lui présentant des séquences associant des entrées à des sorties cibles. En fonction des résultats obtenus, un algorithme d'apprentissage va optimiser les poids synaptiques et les seuils d'activation pour minimiser l'écart entre les sorties calculées par le réseau et les sorties cibles (figure 5.17).

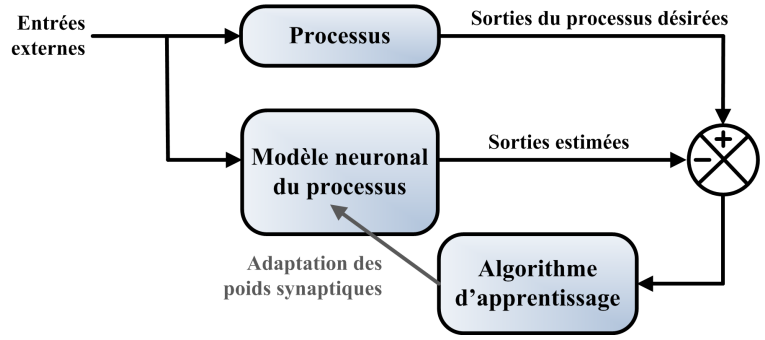


Figure 5.17 – Schématique de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones.

Pour l'apprentissage, seule la moitié des exemples (des couples de séquences d'entrées et de sorties) est utilisée. La seconde moitié de ces exemples sera utilisée pour tester le modèle développé. Les exemples utilisés pour l'apprentissage sont eux-mêmes scindés de manière aléatoire en 2 sous ensembles pour mettre à jour les poids synaptiques (apprentissage pur) et pour réaliser une validation croisée. En effet, lors de l'apprentissage, les exemples sont présentés un certains nombre de fois pour mettre à jour les poids synaptiques. Cependant, si le nombre d'itérations est trop important, le modèle finit par apprendre par cœur les exemples d'entraînement, ce qui affecte sa capacité de généralisation, c'est-à-dire sa faculté à traiter correctement des exemples non appris. C'est pourquoi, après chaque itération, l'algorithme vérifie que l'optimisation du modèle n'a pas détérioré cette capacité de généralisation, en le validant grâce à des exemples qu'il ne connait pas. C'est ce qu'on appelle la validation croisée. Après plusieurs échecs successifs, l'apprentissage s'arrête, même si la performance pour les exemples d'apprentissage s'améliore. On conserve le modèle tel qu'il était défini avant le premier échec survenu au cours de la validation croisée.

Le critère de performance utilisé est l'écart quadratique entre les sorties simulées par le modèle (y_{sim}) et les sorties désirées (y_d) (les cibles à atteindre), et ce pour l'ensemble des exemples utilisés.

Avec E le vecteur des erreurs en sortie du réseau, la mise à jour du vecteur des poids synaptiques W à l'itération $_{i+1}$ par l'algorithme d'apprentissage est décrite par (5.8).

$$W_{i+1} = W_i - \mu \cdot [Z(W_i)]^{-1} \cdot \nabla E(W_i) \tag{5.8}$$

∇E est alors le gradient du vecteur de l'erreur calculé à partir de la matrice jacobienne J, qui contient les termes dérivés à l'ordre un des erreurs commises par le réseau et qui est donc fonction des poids synaptiques de ce dernier (5.9).

$$\nabla E(W) = J(W)^T \cdot E(W) \tag{5.9}$$

$Z(W_i)$ est une matrice dont le calcul permet de mettre à jour les poids synaptiques. Ce calcul dépend de la méthode de résolution choisie.

5.3.3.2 Méthode de rétro-propagation du gradient

Avec la méthode de rétro-propagation du gradient, la matrice Z est égale à la matrice identité I. Cette méthode repose sur le développement limité du critère d'erreur au premier ordre (5.10).

$$E_{i+1} = E\left(W_i + \Delta W\right) = E(W_i) + \left[\nabla E\left(W_i\right)\right]_{W=W_i}^{T} \cdot \Delta W + o\|\Delta W\| \tag{5.10}$$

L'expression de la mise à jour des poids synaptiques se résume alors à l'expression (5.11).

$$W_{i+1} = W_i - \mu \cdot \nabla E\left(W_i\right) \tag{5.11}$$

Cette méthode de rétro-propagation du gradient est en réalité rarement efficace. En effet, le choix de la matrice identité est rarement compatible avec les échelles généralement différentes des entrées et des sorties. De plus, un mauvais choix de μ, le taux d'apprentissage, (normalement compris entre 0 et 1) peut entraîner une divergence de l'algorithme.

5.3.3.3 Méthode de Newton

La méthode de Newton repose sur le développement limité à l'ordre deux du critère E (5.12).

$$E_{i+1} = E(W_i + \Delta W) = E(W_i) + \left(\nabla E(W_i)\right)^T \cdot \Delta W + \frac{1}{2} \cdot \Delta W^T \cdot \left[\frac{\partial^2 E}{\partial W \partial W^T}\right]_{W=W_i} \cdot \Delta W + o\|\Delta W\|^2 \tag{5.12}$$

Cette équation peut se réécrire sous la forme (5.13).

$$\Delta E = E_{i+1} - E(W_i) = \left(\nabla E(W_i)\right)^T \cdot \Delta W + \frac{1}{2} \cdot \Delta W^T \cdot H\left(W_i\right) \cdot \Delta W + o\|\Delta W\|^2 \tag{5.13}$$

L'introduction du Hessien H permet de rechercher la variation du vecteur de paramètres ΔW qui conduit à la décroissance du critère la plus importante. Cette décroissance maximale vérifie alors la condition d'optimalité (5.14).

$$\left[\frac{\partial \Delta E}{\partial \Delta W}\right]_{W=W_i} = 0 \approx H\left(W_i\right) \cdot \Delta W + \left[\nabla E(W)\right]_{W=W_i} \tag{5.14}$$

L'algorithme correspondant est celui de Newton. La mise à jour des poids synaptiques (5.15) découle de la condition d'optimalité précédente. Le terme $\mu \in]0,1[$ est introduit comme terme de relaxation pour améliorer la convergence de l'algorithme. La matrice Z est donc ici égale à la matrice du Hessien.

$$W_{i+1} = W_i - \mu \cdot \left[H\left(W_i\right)\right]^{-1} \nabla E\left(W_i\right) \tag{5.15}$$

Cette méthode est très coûteuse en calcul car elle suppose de calculer les valeurs exactes des dérivées à l'ordre deux du critère d'erreur.

5.3.3.4 Méthode de Gauss-Newton

L'utilisation de la méthode de Gauss-Newton a pour objectif d'accélérer le calcul du Hessien. Pour cela, les termes du second ordre de la matrice du Hessien sont approximés par une multiplication des termes dérivés à l'ordre un (5.16).

$$H\left(w_i\right) = \frac{\partial^2 E}{\partial w_j w_i} = \frac{\partial E \partial E}{\partial w_j w_i} \tag{5.16}$$

La méthode de Gauss-Newton permet de pallier le problème de dimension entre les entrées/sorties mentionné dans la méthode de rétro-propagation du gradient. Par rapport à la méthode de Newton, le calcul du Hessien est accéléré, cependant d'autres problèmes peuvent se manifester. En effet, il est possible qu'il n'y ait pas de convergence des paramètres, que le Hessien ne soit pas inversible (matrice singulière) ou que les poids subissent une trop grande correction et s'écartent des valeurs optimales. De plus, rien ne garantit que la variation des paramètres sera suffisamment petite pour que le développement limité au second ordre reste valable.

5.3.3.5 Méthode de Levenberg-Marquardt

La méthode dite de Levenberg-Marquardt est basée sur la méthode de Gauss-Newton mais modifie la matrice Z. En effet, pour éviter les problèmes d'inversion de la matrice du Hessien lorsque celle-ci est singulière, un terme β est ajouté sur sa diagonale. Ainsi, la mise à jour des poids synaptiques s'opère comme décrit par (5.17).

$$W_{i+1} = W_i - \mu \cdot \left[H\left(W_i\right) + \beta \cdot I\right]^{-1} \nabla E\left(W_i\right) \tag{5.17}$$

L'algorithme de Levenberg-Marquardt [87] se distingue par sa rapidité et sa robustesse. Il est particulièrement adapté aux réseaux de taille modérée et il est construit de manière à réduire la complexité des calculs et le besoin en mémoire lors de la résolution numérique. De la même façon que les méthodes de quasi-Newton, cet algorithme est conçu pour accélérer le calcul de la matrice du Hessien H (dérivée à l'ordre deux de l'erreur) par une approximation (5.16) des termes croisés. Il résout le problème de la matrice singulière et améliore la convergence des paramètres. L'insertion du paramètre β revient à ajouter une fonction quadratique au critère qui pénalise les écarts de correction sur les paramètres. Lorsque $\beta = 0$ on ramène le problème à la méthode de Gauss-Newton et lorsque β tend vers l'infini on s'approche de la méthode du gradient avec un pas qui tend vers 0.

La méthode de Newton est plus rapide et plus précise lorsqu'on est proche de l'erreur minimale. Lorsque le critère d'erreur est loin du minimum, le paramètre β peut être important pour favoriser la convergence, mais lorsqu'il s'approche du minimum, il faut repasser rapidement à la méthode de Gauss-Newton en diminuant fortement la valeur de β. Ce paramètre de réglage est diminué dès que le critère d'erreur diminue et il augmente lorsque le critère d'erreur s'éloigne du minimum.

Un des principaux problèmes de l'algorithme de Levenberg-Marquardt est qu'il nécessite tout de même de stocker des matrices dont la taille est parfois importante. En effet, le Hessien approché est calculé à partir des matrices jacobiennes, dont la taille est $Q \times n$, avec Q le nombre d'exemples et n le nombre de poids synaptiques et de seuils d'activation du réseau. L'un des moyens pour simplifier la complexité du problème est de séparer la matrice jacobienne en sous termes. Il est alors possible de calculer le Hessien petit à petit en sommant tour à tour les produits des sous-matrices jacobiennes et en effaçant de la mémoire celles qui ont déjà été utilisées pour ce calcul (5.18).

$$H = J^T \cdot J = \left[J_1^T J_2^T\right] \cdot \left[J_1 J_2\right]^T = J_1^T \cdot J_1 + J_2^T \cdot J_2 \tag{5.18}$$

5.4 Analyse multi-résolution pour la prédiction des séries temporelles

5.4.1 Principe général

Une série temporelle est une séquence de données mesurées, généralement, à des indices de temps successifs et dont la période d'échantillonnage est souvent uniforme [22]. La prédiction de séries temporelles consiste en l'utilisation de modèles pour prédire le comportement futur d'une variable en se basant sur ses enregistrements passés [21]. L'objectif de la procédure proposée ici est de prédire, grâce à l'utilisation de réseaux de neurones artificiels, une séquence de l points ($l \in \mathbb{N}$), en utilisant M séquences passées ($M \geq 1$ tel que $M \in \mathbb{N}$), chacune de longueur l. Ces séquences de points sont toutes échantillonnées à un pas de temps T_{SE}, multiple de la période d'échantillonnage du modèle de la chaufferie $T_E = 300\,\text{s}$. Si cette période de sous-échantillonnage T_{SE} est différente de T_E, les résultats de la prédictions sont interpolés pour être ramenés à la période d'échantillonnage générale du modèle de la chaufferie. Selon les valeurs de M, l et T_{SE}, les résultats peuvent être plus ou moins précis. En effet, plus l'horizon de prédiction augmente (lié au nombre de points l de la séquence prédite), plus les prédictions se dégradent. La faiblesse de la précision peut également résulter du

manque d'information contenue dans les séquences passées ou d'un nombre de séquences passées M trop faible. Les séquences passées sont ici les exemples qui doivent être appris par le modèle pour prédire les valeurs futures des variables considérées, c'est-à-dire la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. Afin de permettre au modèle de se placer dans le temps, les séquences passées sont complétées, pour chaque point, par des informations temporelles telles que la minute du jour et le jour de l'année. Parmi toutes les séquences de l'historique de mesure, la moitié est utilisée pour entraîner le réseau de neurones artificiels et l'autre moitié est utilisée pour tester la capacité de généralisation du modèle (figure 5.18).

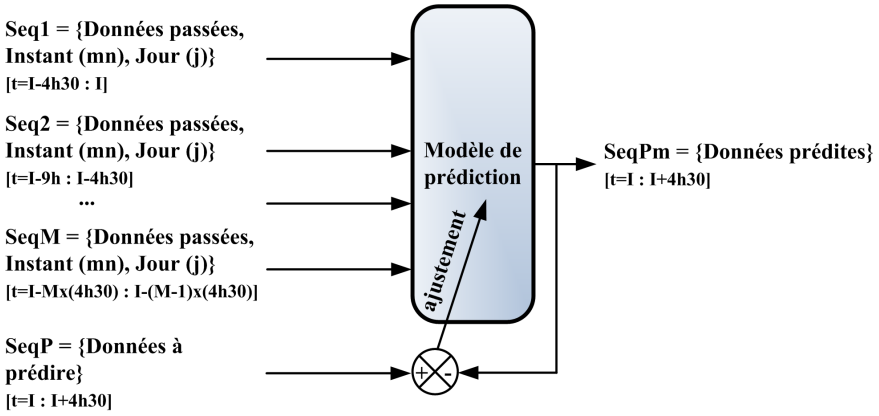


Figure 5.18 – Développement d'un modèle de prédiction de séries temporelles

5.4.2 Décomposition des séquences passées

Les données à prédire comportent généralement, et c'est le cas avec la température ou la puissance thermique, des composantes basses et hautes fréquences, dont du bruit. Il est donc essentiel de prendre en compte ces différents domaines de fréquence pour améliorer l'analyse et la prédiction de données. Ainsi, lorsqu'on se trouve en présence de données qui possèdent différents domaines de fréquence, il n'est pas toujours aisé d'entraîner un réseau de neurones pour développer un modèle de prédiction. En effet, les réseaux de neurones artificiels sont généralement capable d'optimiser leurs topologies durant la phase d'entraînement pour un domaine de fréquence limité et de donner de bons résultats, mais confrontés à des comportements dont le domaine de fréquence est plus étendu, leurs résultats s'en trouvent souvent dégradés.

Dans ce cas, il est possible d'adopter une approche plus adaptée en développant un réseau de neurones spécifique pour chaque échelle de fréquence puis de combiner les informations fournies par chaque modèle pour recomposer le signal désiré. L'outil doit donc permettre, dans un premier temps, de décomposer un signal selon ces différentes échelles de fréquence et, dans un deuxième temps, de reconstruire le signal original par une transformation inverse. L'analyse multi-résolution par transformation en ondelettes répond parfaitement à cette problématique. Cet outil permet de décomposer un signal en plusieurs sous-signaux d'approximation et de détails, selon un niveau de décomposition N et un ordre R pour l'ondelette choisie, en utilisant un banc de filtres passe-hauts et basse-bas. Ainsi, les M séquences passées considérées (de longueur l) pour développer le modèle sont décomposées en N signaux de détails et en un signal d'approximation à l'ordre N. La séquence cible à prédire, nécessaire pour l'entraînement du réseau et la comparaison lors de la phase de validation, est également décomposée de cette manière (figure 5.19).

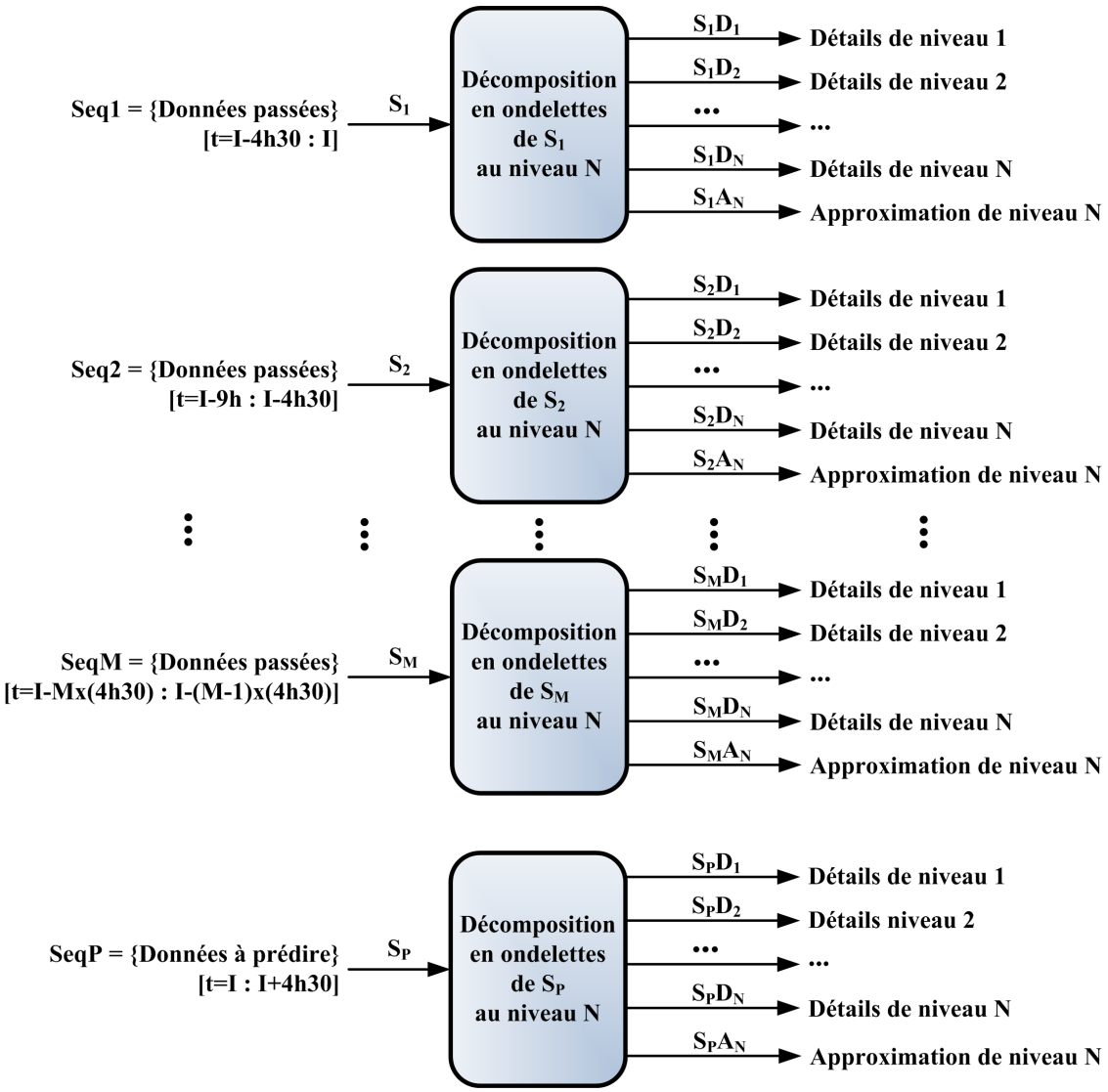


Figure 5.19 – Décomposition des séquences par transformation discrète en ondelettes

5.4.3 Prédiction et recomposition de la séquence prédite

Cette procédure s'appuie sur la substitution de la prédiction directe d'une série temporelle comportant un haut niveau de variabilité, par la prédiction des signaux de détails et d'approximation dont les niveaux de variabilité respectifs sont beaucoup plus faibles. La prédiction de chacun de ces signaux est réalisée grâce à un réseau de neurones artificiels spécifique du type perceptron multi-couche. Ainsi, il faut entraîner N réseaux de neurones pour la prédiction des N signaux de détails de la séquence cible en plus d'un réseau de neurones spécifique pour la prédiction du signal d'approximation de cette même séquence cible, en utilisant les séquences passées de la variable considérée et les signaux d'indication temporelle (minute du jour et jour de l'année). Dès que l'ensemble des signaux de détails et d'approximation de la séquence prédite sont calculés, ils sont sommés pour reconstituer la séquence prédite (figure 5.20).

Une approche de ce type a déjà été appliquée pour la prédiction de variables telles que la consommation électrique [194, 141], l'irradiation solaire [81, 192] ou la vitesse du vent [193]. L'originalité de la procédure présentée dans ce travail tient au fait que les séquences passées sont utilisées conjointement à des informations temporelles qui permettent au modèle de se situer dans le temps, ce qui permet d'affiner la prédiction.

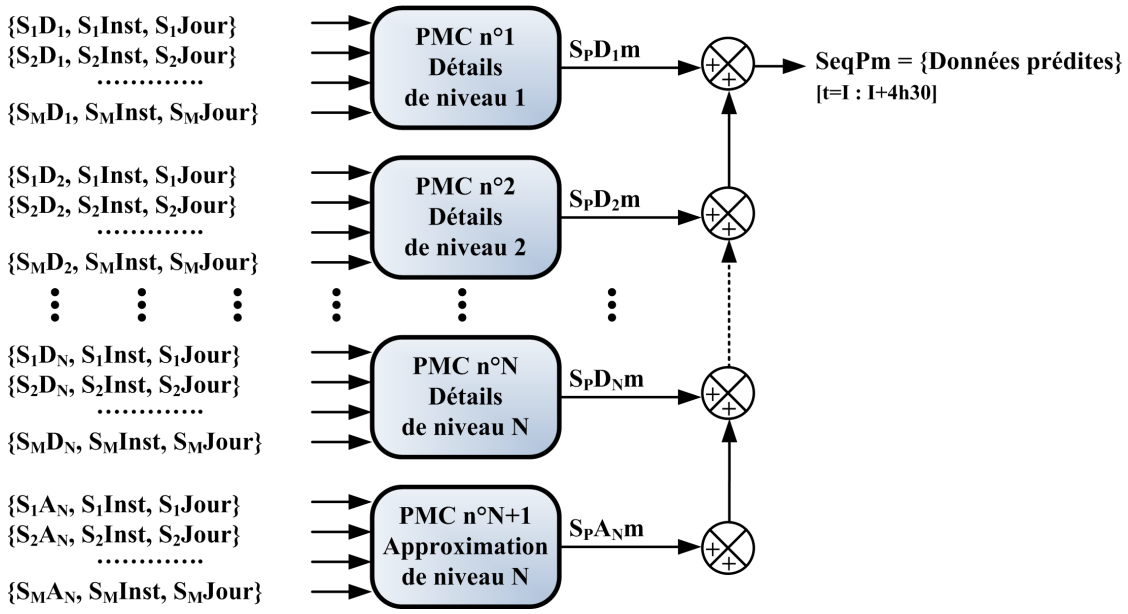


Figure 5.20 – Utilisation des réseaux de neurones artificiels et de la transformée discrète en ondelettes pour recomposer la séquence prédite

5.4.4 Extension des paramètres d'étude

Nous avons mentionné que le choix de certains paramètres peut influencer la précision du modèle (M, l, T_{SE}). A ces paramètres il est possible d'ajouter le niveau de décomposition N et l'ordre de l'ondelette utilisée R qui modifient la transformation en ondelettes et le nombre de signaux de détails, donc le nombre de réseaux de neurones nécessaires. Il est également possible de jouer sur la topologie des réseaux de neurones, c'est-à-dire sur le nombre de neurones présents sur la couche cachée F, et sur d'autres paramètres liés à l'entraînement tels que le nombre d'itérations, le taux d'apprentissage ou l'objectif d'erreur en fin d'apprentissage. C'est pourquoi nous avons essayé d'étudier et de quantifier l'influence de ces paramètres. Un autre aspect exploré a été l'intérêt de développer des modèles spécialisés pour des périodes particulières, l'idée étant de savoir si un modèle de prédiction unique donnait des résultats plus ou moins précis qu'un ensemble de modèles dont chacun est dévolu à une période particulière de l'historique de données (par exemple un modèle différent pour chaque mois de l'année).

5.4.5 Sélection des meilleurs modèles

Pour déterminer la performance du modèle développé, en fonction des paramètres, l'écart relatif moyen (ERM) entre les données cibles et les données prédites est calculé. Cependant, les poids synaptiques des réseaux de neurones étant initialisés aléatoirement avant la phase d'entraînement, la convergence n'aboutit pas toujours à des résultats identiques, même avec des paramètres initiaux égaux. Ce caractère aléatoire est renforcé par le fait que parmi les données utilisées pour l'entraînement, une petite partie (sélectionnée aléatoirement) sert à tester, au fil de l'apprentissage, la capacité de généralisation du réseau et d'arrêter le processus au moment opportun, c'est-à-dire quand ce critère se détériore (validation croisée). Ces deux remarques expliquent que deux entraînements réalisés avec des paramètres similaires donneront des résultats parfois légèrement différents.

Il est donc nécessaire de réaliser plusieurs essais et de sélectionner les réseaux qui offrent les meilleures performances. L'étude de la distribution des résultats montrent que ceux-ci se répartissent globalement sous la forme d'un distribution gaussienne, plus ou moins asymétrique. Pour être sûr d'avoir l'un des meilleurs

modèles possibles, la méthode proposée est de réaliser un nombre fixe et élevé d'entraînements avec des paramètres identiques et de sélectionner au final le meilleur modèle obtenu. Cette méthode a l'avantage de fournir un résultat assez fiable mais nécessite beaucoup de temps de calcul, notamment si le niveau de décomposition est élevé (ce qui implique beaucoup de réseaux de neurones).

Un des moyens pour accélérer le processus de sélection est de rajouter une analyse statistique des résultats obtenus en fonction de leurs répartitions. En effet, à partir d'une vingtaine d'essais, il est possible de calculer une moyenne et un écart-type assez fiable de la répartition gaussienne des résultats fournis par les modèles. Si le meilleur des réseaux présente une précision qui se situe à une distance de deux écarts-types de la moyenne (avec une ERM minimale), c'est qu'il fait partie des meilleurs modèles (figure 5.21) qu'il est statistiquement possible d'obtenir avec la fonction de répartition gaussienne retenue. La probabilité de trouver rapidement un modèle plus performant est très petite. Il est donc possible d'arreter la phase de recherche et de conserver le meilleur modèle trouvé jusqu'à lors. L'ensemble des $N+1$ réseaux de neurones entraînés et sélectionnés forment alors le modèle global de prédiction.

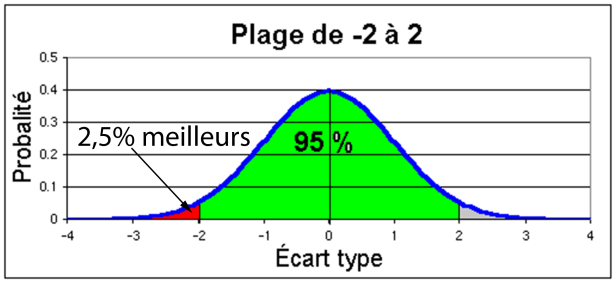


Figure 5.21 – Sélection statistique du meilleur modèle

5.5 Prédiction de la température extérieure

5.5.1 Description de l'étude réalisée

Cette section présente les résultats de la prédiction de la température extérieure. L'ensemble des paramètres mentionnés précédemment ont été optimisés pour obtenir le modèle le plus précis possible. Cependant, afin de réduire la complexité du problème, tous les paramètres n'ont pas été étudiés en même temps. Cette simplification du problème fait que la configuration optimale obtenue n'est sans doute pas la configuration optimale globale mais une configuration sous-optimale.

En premier lieu, c'est la topologie du réseau (le nombre F de neurones cachés) et l'influence de la transformation en ondelettes qui ont été étudiées (avec l'ordre de l'ondelette R et le niveau de décomposition N). La période de sous-échantillonnage est alors fixée à 30 minutes, le nombre de séquences passées à 1, le tout avec un unique modèle pour l'ensemble de l'historique de données.

Ensuite, nous nous sommes attachés à l'étude de l'influence des paramètres régissant les séries temporelles, tels que le nombre de séquences passées M et le nombre de modèles spécialisés S, en considérant les paramètres optimaux obtenus précédemment.

Des essais ont également été réalisés pour quantifier l'impact d'une autre période (plus courte) de sous-échantillonnage T_{SE}.

Pour l'ensemble du travail, nous avons choisi les ondelettes de Daubechies et des séquences d'une durée de 4h30. Cette durée a été choisie avec l'objectif de pouvoir être utilisée pour réaliser par la suite du contrôle prédictif. L'idée est d'avoir une séquence suffisamment longue pour adapter à l'avance le fonctionnement

de la chaufferie mais avec un nombre de points pas trop important (54 points avec un échantillonnage de 5 minutes) pour éviter que le calcul de la commande prédictive ne soit trop long.

5.5.2 Impact de l'ordre de l'ondelette et du niveau de décomposition

Comme cela a été mentionné, les premiers paramètres étudiés sont l'ordre de l'ondelette, le niveau de décomposition ainsi que le nombre de neurones cachés. Avec une période de sous-échantillonnage fixée à 30 minutes, le nombre de points par séquence est égal à 9.

Les figures 5.22 à 5.23 présentent le critère ERM en fonction de R, N et F, dont les valeurs varient respectivement entre 2 et 10, entre 1 et 9 et entre 2 et 50. Notons que pour la figure 5.22 l'ERM a été moyennée en fonction du niveau de décomposition (qui n'apparaît pas). Une procédure identique a été employée pour les deux figures suivantes pour s'affranchir de la présentation graphique de l'un des paramètres. Il est intéressant de remarquer que les meilleurs résultats, c'est-à-dire ceux qui donnent les prédictions les plus précises, sont obtenus pour une ondelette d'ordre 4 (db4) avec 5 neurones sur la couche cachée de chaque réseau (figure 5.22). Ce résultat peut s'expliquer à la fois par la forme spécifique de l'ondelette et par son spectre de fréquence. En effet, ce spectre peut se retrouver ou non dans le signal analysé. Par exemple, si on considère l'ondelette db2 (ordre 2) sa forme est assez différente du signal et cela entraîne de mauvais résultats.

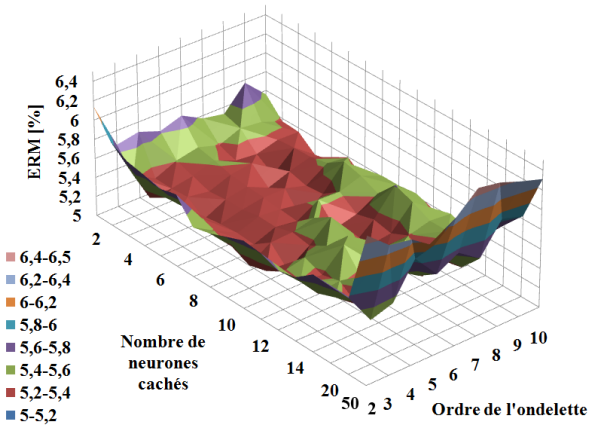


Figure 5.22 – Influence de l'ordre de l'ondelette et de la topologie du réseau

Sur la figure 5.23, où les résultats ont été moyennés selon l'ordre de l'ondelette, on peut voir que lorsque le niveau de décomposition est élevé, le nombre de neurones cachés nécessaire pour obtenir une bonne prédiction est faible. Inversement, un plus grand nombre de neurones est requis pour chaque réseau dans le cas où le niveau de décomposition est plus petit. Ce résultat est intéressant car il montre que le nombre de neurones cachés nécessaire par modèle pour une prédiction fiable évolue de façon inversement proportionnelle au niveau de décomposition.

En effet, avec un faible niveau de décomposition, chaque sous-signal contient encore une partie importante des informations du signal initial, ce qui a pour conséquence pour le réseau de neurones artificiels de mémoriser plus d'information. Il a donc besoin de plus de neurones cachés. Avec un haut niveau de décomposition, chaque sous-signal contient au contraire moins d'information et donc nécessite moins de neurones cachés pour l'apprentissage. Si on utilise trop de neurones, un problème de surparamétrisation du modèle aboutissant à une réduction des performances peut survenir. On parle alors de *sur-apprentissage*.

Cependant, au final, le nombre de neurones cachés nécessaires pour le modèle global reste très proche, quel que soit le niveau de décomposition, puisqu'il faut le rappeler, le nombre de réseaux de neurones est égal au niveau de décomposition plus un. Une même quantité de neurones est donc plus ou moins répartie entre

plus ou moins de réseaux, selon le niveau de décomposition.

Les meilleurs résultats en termes de prédiction sont obtenus pour un niveau de décomposition égal à 5 avec 5 neurones sur la couche cachée.

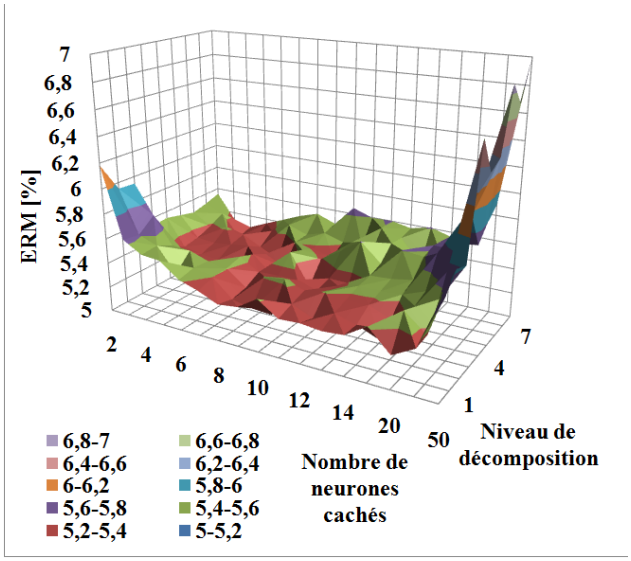


Figure 5.23 – Influence du niveau de décomposition et de la topologie du réseau

La figure 5.24 montre l'influence croisée de l'ordre de l'ondelette et du niveau de décomposition avec des résultats moyennés selon le nombre de neurones sur la couche cachée. Ce graphique met en évidence l'existence de domaines spécifiques, qualifiés de *vallées*, où l'ERM est faible, et d'autres domaines, qualifiés de *monts*, où cet écart est beaucoup plus important. Il apparaît que l'ordre de l'ondelette est un paramètre beaucoup plus influent que le niveau de décomposition. Deux vallées sont clairement visibles, lorsque l'ordre de l'ondelette est égal à 4 ou 7 (le meilleur choix étant plutôt 4). Dans ces vallées, le niveau de décomposition modifie peu le résultat, à part pour de grandes valeurs qui détériorent les résultats.

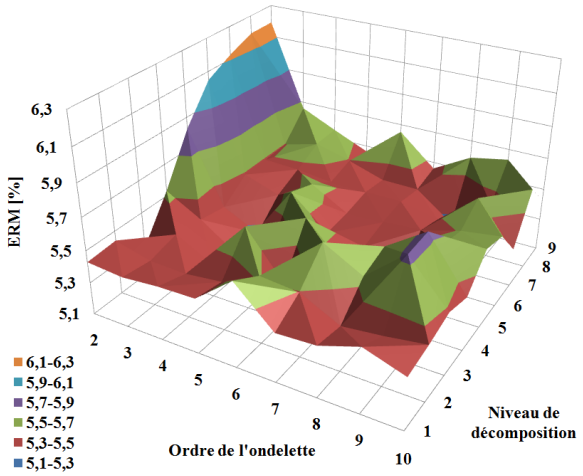


Figure 5.24 – Influence de l'ordre de l'ondelette et du niveau de décomposition

Pour conclure cette première étude, on peut résumer le travail réalisé par l'obtention des paramètres qui ont donné le modèle de prédiction le plus précis, obtenu en choisissant un niveau de décomposition égal

à 5, en utilisant une ondelette de Daubechies à l'ordre 4 et des réseaux de neurones du type perceptron multi-couche avec 5 neurones sur la couche cachée. Ces paramètres optimaux seront dès lors utilisés pour les études suivantes qui se focaliseront sur le nombre optimal de séquences ou de modèles spécialisés. Notons enfin que des essais ont été réalisés avec une période de sous-échantillonnage de 10 minutes, à la place des 30 minutes, et que les résultats obtenus étaient similaires.

5.5.3 Impact du nombre de séquences passées et du nombre de modèles spécialisés

Dans cette partie, nous faisons l'étude de l'influence du nombre M de séquences passées, du nombre S de modèles spécialisés et du nombre F de neurones sur la couche cachée. Un grand nombre d'essais a été réalisé en considérant respectivement pour ces trois paramètres des valeurs comprises entre 1 et 8, entre 1 et 3 et entre 3 et 21. La figure 5.25 montre l'influence du nombre de séquences passées et de la topologie du réseau, en considérant un modèle global. Les résultats mettent en avant la nécessité d'utiliser au moins 4 séquences passées (valeur optimale) pour obtenir de bonnes performances et réduire l'ERM. Cependant, on peut noter qu'en augmentant trop fortement ce nombre de séquences, la précision de la prédiction se détériore graduellement. En effet, l'utilisation d'informations trop anciennes n'est pas pertinente pour la prédiction et contribue à réduire les performances du modèle. On remarque que le nombre optimal de neurones cachés se situe toujours à 5. Avec cette topologie, en considérant 4 séquences passées au lieu d'une seule (étude précédente), la précision s'améliore de 12,5 % (l'ERM est réduite de 4,8 % à 4,2 %).

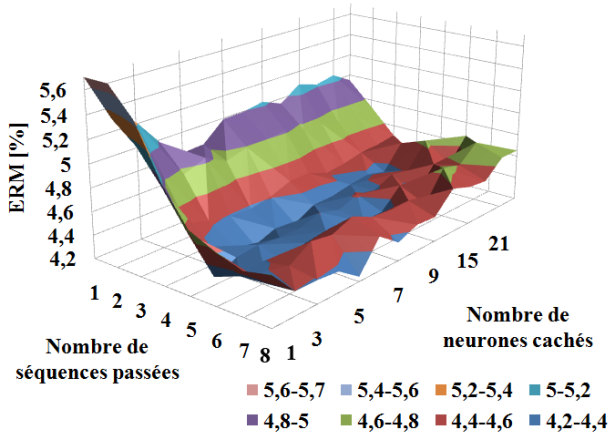


Figure 5.25 – Influence du nombre de séquences passées considérées et de la topologie du réseau (un seul modèle global)

Pour analyser la pertinence des modèles spécialisés, les mêmes essais ont été réalisés (figure 5.26) avec trois modèles spécialisés, chaque modèle étant développé pour une période particulière de l'historique des données. Chaque modèle est donc entraîné, dans ce cas précis, avec trois fois moins d'exemples et donc d'information utile par rapport au modèle unique. Il apparaît clairement que le minimum d'ERM est atteint pour une configuration assez proche de la précédente (environ 5 neurones sur la couche cachée et 4 séquences passées), cependant la surparamétrisation apparaît très rapidement quand on augmente la complexité des réseaux de neurones avec une forte dégradation de la précision.

En fixant à sa valeur optimale le nombre de neurones cachés, il est possible de tracer l'ERM en fonction de l'influence des séquences passées et du nombre de modèles spécialisés (figure 5.27). L'analyse de cette figure montre qu'avec l'historique que nous avions à notre disposition, utiliser des modèles spécialisés n'améliore pas

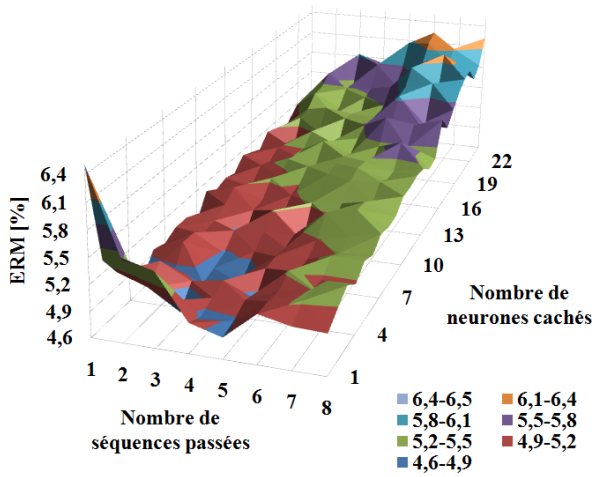


Figure 5.26 – Influence du nombre de séquence passées considérées et de la topologie du réseau (trois modèles spécialisés)

les performances du modèle de prédiction, bien au contraire. L'idée que développer des modèles spécialisés permettrait de dissocier et de mieux apprendre les différents comportements que peut avoir la température extérieure au cours de l'année ne se justifie pas. La contre performance enregistrée ici peut s'expliquer par le fait que l'historique de données est trop restreint (Janvier à Avril) et que, par conséquent, le nombre d'exemples d'entraînement disponible ne permet pas d'aboutir à une bonne capacité de généralisation. Cependant, ces résultats pourraient s'avérer meilleurs si l'historique de données considéré était plus grand, par exemple de la taille d'une année. Sur cette période les disparités entre les différentes saisons seraient plus fortes et le principe de la spécialisation serait donc plus à même d'améliorer la prédiction par rapport à un modèle global unique.

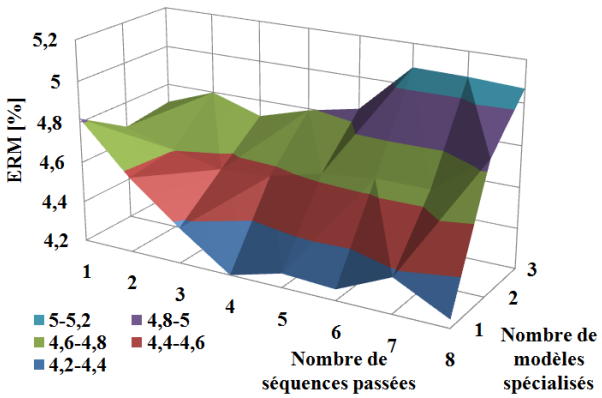


Figure 5.27 – Influence du nombre de séquence passées considérées et du nombre de modèles spécialisés

5.5.4 Impact de la période de sous-échantillonnage

Le contrôle de la chaufferie est basé sur la température extérieure mesurée sur le site de la chaufferie. Le modèle de la chaufferie étant échantillonné à une période de 5 minutes, la prédiction de données sur 4h30

nécessite de prédire 54 points. Il est possible de réduire la complexité de cette prédiction en diminuant le nombre de points à prédire, c'est-à-dire en sous-échantillonnant (prédire moins de points sur la même durée) puis en interpolant le signal prédit pour se ramener à la période d'échantillonnage du modèle de simulation de la chaufferie. Il est donc intéressant de quantifier l'effet du sous-échantillonnage sur la précision pour choisir une période cohérente de sous-échantillonnage. Le calcul du FIT et de l'ERM sont basés sur le signal complet. Le tableau 5.3 compare la température extérieure mesurée échantillonnée à 5 minutes, à des signaux sous-échantillonnés avec des périodes plus longues, multiples des 5 minutes initiales.

S-E (mn)	FIT (%)	ERM (%)	Facteur S-E
5	100,0	0	1
10	97,84	0,1367	2
15	96,89	0,2245	3
20	96,12	0,2914	4
25	95,56	0,3485	5
30	95,04	0,3937	6
35	94,57	0,4396	7
40	94,18	0,4774	8
45	93,67	0,5137	9
50	93,48	0,5443	10
55	93,06	0,5813	11
60	92,48	0,6224	12
90	90,84	0,7858	18
120	89,43	0,9403	24
150	87,50	1,1251	30
180	86,75	1,1888	36

Tableau 5.3 – Impact du sous-échantillonnage sur les mesures de la température extérieure

Il apparaît clairement que la température extérieure mesurée, même fortement sous-échantillonnée, reste cohérente par rapport au signal de base. Pour conserver 95 % de FIT et moins de 0,4 % d'ERM, il convient de ne pas étendre le sous-échantillonnage à plus de 30 minutes. La complexité des calculs sera alors fortement réduite, d'un facteur 6 par rapport à l'échantillonnage de référence. Il y aura donc six fois moins de points à prévoir pour un résultat sensiblement identique. C'est la raison pour laquelle la majorité de l'étude a été réalisée avec cette période de sous-échantillonnage.

L'influence de la période de sous-échantillonnage T_{SE} sur les performances du modèle de prédiction a été mise en avant en reprenant l'étude précédente avec un facteur de sous-échantillonnage plus faible, égal à 2, soit un pas temporel de 10 minutes au lieu de 30 minutes (études précédentes). Les performances sont présentés par les figures 5.28 et 5.29 qui décrivent respectivement (i) l'ERM en fonction de la topologie du réseau et du nombre de séquences passées avec un modèle global, et (ii) l'ERM en fonction du nombre de séquences passées et du nombre de modèles spécialisés.

Les résultats sont similaires à ceux obtenus précédemment (4 séquences passées et un unique modèle global) pour une période d'échantillonnage plus longue, si ce n'est le nombre optimal de neurones cachés qui augmente pour atteindre 15 (au lieu de 5). On peut expliquer cette augmentation par l'accroissement du nombre de points par séquence (27 au lieu de 9, pour une durée identique de 4h30). Plus de points signifie plus d'informations à enregistrer et donc un nombre de neurones cachés requis plus important. On remarquera que l'augmentation du nombre de neurones sur la couche cachée augmente linéairement avec le nombre de points (multiplication de ces deux valeurs par 3). Un autre paramètre à prendre en considération est l'allongement

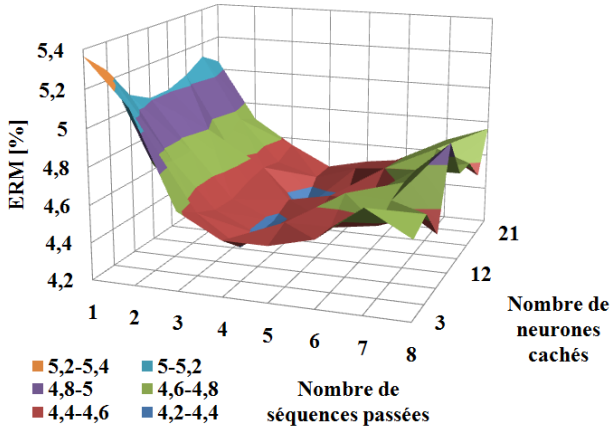


Figure 5.28 – Influence du nombre de séquences passées et de la topologie du réseau (échantillonnage de 10 minutes)

du temps de calcul pour l'entraînement des réseaux de neurones qui augmente lui aussi fortement d'un facteur à peu près équivalent car la complexité des calculs est liée au nombre de neurones et à la taille des vecteurs d'entrées des réseaux de neurones artificiels utilisés.

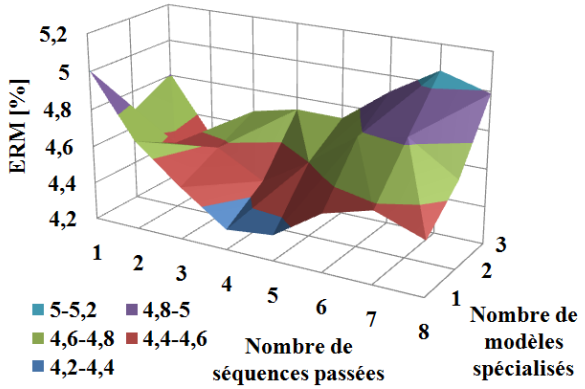


Figure 5.29 – Influence du nombre de séquences passées et du nombre de modèles spécialisés (échantillonnage de 10 minutes)

5.5.5 Configuration optimale et analyse des résultats

Pour conclure cette étude sur la prédiction de la température extérieure, le tableau 5.4 regroupe les paramètres de la meilleure configuration obtenue.

Enfin, pour donner un exemple de la performance du modèle développé, la figure 5.30 présente une comparaison entre la température extérieure mesurée, T_{ext}, la température extérieure prédite par la station météorologique de La Rochelle à J+3 $\left(T_{ext}^{J+3}\right)$, et celle prédite par le modèle basé sur la méthodologie proposée (analyse multi-résolution par transformation en ondelettes et prédiction par réseaux de neurones artificiels) sur une durée de 4h30 $\left(T_{ext}^{4h30}\right)$. La période considérée sur cette figure va du 15 février au 2 mars, pour pouvoir apprécier correctement les performances du modèle. Bien que notre approche soit basée sur du plus court terme que les prévisions fournies par le centre météorologique, il apparaît clairement que notre modèle permet

Paramètre	Symbole	Valeur optimale
Ordre de l'ondelette	R	4
Niveau de décomposition	N	5
Nombre de neurones cachés par réseau	F	1
Nombre de séquences passées	M	4
Nombre de modèles spécialisés	S	1
Période de sous échantillonnage	T_{SE}	30 mn

Tableau 5.4 – Paramètres optimaux du modèle de prédiction

d'améliorer de façon significative la prédiction de la température extérieure. Cela est particulièrement visible sur la prédiction des pics de température, points clés pour une bonne prédiction du fonctionnement de la chaufferie dans le cadre du développement d'une commande prédictive. En effet, on peut remarquer qu'il existe parfois des différences de 5°C entre les mesures et les prédictions faites par la station météo, alors que notre modèle permet de réduire ces écarts à seulement 1°C.

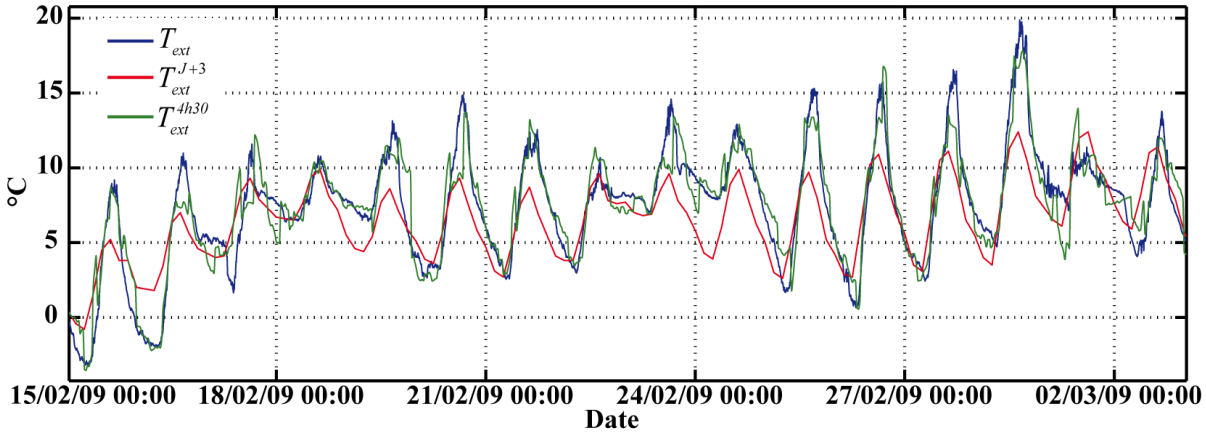


Figure 5.30 – Prédiction de la température extérieure

Le tableau 5.5 présente les résultats comparés des deux prédictions (celle effectuée par la station météorologique de La Rochelle et celle obtenue grâce à la méthode que nous proposons) pour l'ERM, le FIT et l'écart absolu moyen (EAM). Le modèle développé permet de réduire l'ERM de 33 % (de 6,28 % à 4,14 %) et l'EAM de 29,4 % (de 1,75°C à 1,15°C). Le FIT est amélioré de près de 40 %, passant de 42,6 % à 60,6 %. Pour conclure, il apparaît que les performances du modèle de prédiction développé dans ce chapitre valident de façon satisfaisante la méthodologie proposée.

Variable	FIT [%]	ERM [%]	EAM [°C]
T_{ext}^{J+3}	42,6	6,28	1,75
T_{ext}^{4h30}	60,6	4,14	1,15

Tableau 5.5 – Critères de corrélation pour la prédiction de la température extérieure

5.6 Prédiction de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur

Cette section présente les résultats obtenus pour la prédiction de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. Deux approches différentes ont été considérées. La première a été d'utiliser directement la température extérieure prédite sachant que celle-ci est fortement corrélée à la puissance thermique. La seconde approche est au contraire d'utiliser la méthode de prédiction développée dans ce chapitre, de la même façon que cela a été fait pour prédire la température extérieure. Enfin, une approche hybride est proposée en fin de section afin de tirer parti des deux méthodes précédentes.

5.6.1 Prédiction par utilisation de la température extérieure prédite

Comme cela a été précédemment décrit au début de ce chapitre, la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur sont presque inversement proportionnelles. C'est pourquoi la première des deux approches propose par régression linéaire de calculer la puissance thermique à partir de la température extérieure prédite. L'idée est donc de rechercher les valeurs optimales des paramètres φ_p et ε_p qui permettent de minimiser l'écart entre la puissance thermique prédite et celle qui a été relevée sur le site de la chaufferie (P_{res}) (5.19). Cette méthode est appliquée à la température extérieure prédite par la station météorologique de La Rochelle (T_{ext}^{J+3} et paramètres φ_{p_0} et ε_{p_0}) et à celle prédite par réseaux de neurones et transformée en ondelettes dans la section précédente (T_{ext}^{4h30} et paramètres φ_{p_1} et ε_{p_1}). Les valeurs de ces paramètres sont regroupées dans le tableau 5.6.

$$\begin{cases} & \min\limits_{\varphi_p,\varepsilon_p} \left\| P_{res} - P_{res}^{T_{ext}^{MP}} \right\|^2 \\ \text{tel que :} & P_{res}^{T_{ext}^{MP}} = \varphi_p \cdot T_{ext}^{MP} + \varepsilon_p \\ \text{et :} & MP = J+3 \ (p=p_0) \text{ ou } 4h30 \ (p=p_1) \end{cases} \tag{5.19}$$

Le tableau 5.7 (ligne 1 et 2) et la figure 5.31 présentent les résultats de la prédiction, par la première approche, de la puissance thermique consommée par le réseau. Ces résultats valident la méthode proposée et montrent qu'il est possible de prédire cette puissance en utilisant la température extérieure. L'ERM, l'EAM et le FIT sont respectivement proches de 6,97 %, 761,9 kW et 37,6 % en utilisant la température prédite par la station météorologique $\left(P_{res}^{T_{ext}^{J+3}}\right)$, et ils sont de l'ordre de 6,94 %, 758,3 kW et 38,4 % pour celle issue de la prédiction par réseaux de neurones et transformée en ondelettes $\left(P_{res}^{T_{ext}^{4h30}}\right)$. Quelle que soit la température prédite utilisée, les résultats sont très similaires en ce qui concerne ces critères de corrélation. Cependant, on peut voir sur la figure 5.31 que, premièrement, l'amplitude n'est pas toujours proprement estimée et que, secondement, les courbes de la puissance mesurée et de la puissance prédite ne sont pas toujours en phase. Il serait donc intéressant pour améliorer ces résultats de tester les performances d'un modèle conçu à partir de la méthodologie précédemment utilisée pour la prédiction de la température extérieure.

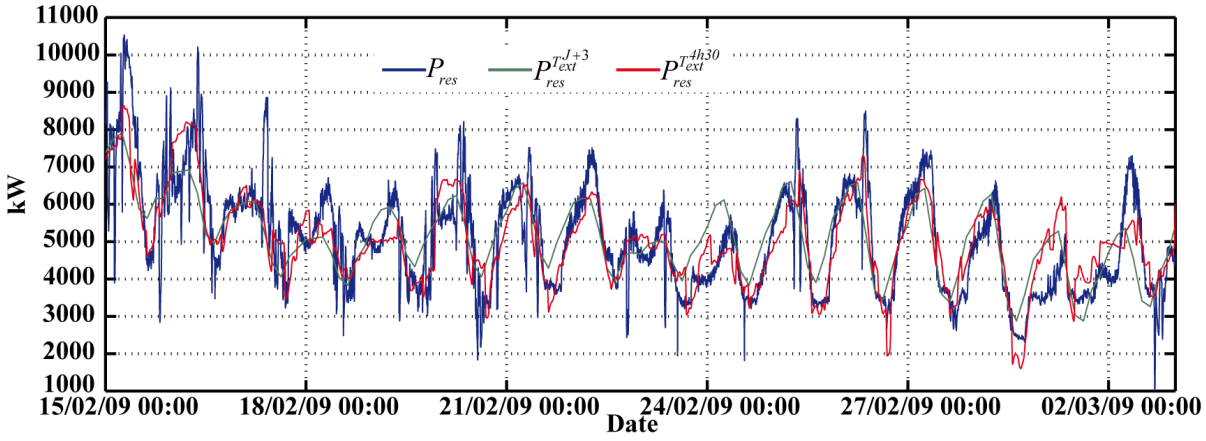


Figure 5.31 – Puissance thermique prédite par les prévisions de la température extérieure

5.6.2 Prédiction directe par analyse multi-résolution

La méthode de prédiction développée dans ce chapitre, utilisant une analyse multi-résolution et des réseaux de neurones artificiels, a donc été également utilisée pour prédire directement la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. En raison de la forte corrélation qui existe entre cette puissance et la température extérieure, la configuration optimale qui a été déterminée dans la section précédente a été directement réutilisée pour développer et valider le modèle de prédiction de la puissance. Le tableau 5.32 (ligne 3) et la figure 5.32 présentent les résultats de la prédiction de la puissance thermique en utilisant la méthodologie de prédiction des séries temporelles proposée $\left(P_{res}^{4h30}\right)$. L'ERM, l'EAM et le FIT sont respectivement de 6,07 %, 663,6 kW et 44,7 %. Ces résultats sont meilleurs que ceux obtenus avec une simple régression linéaire, considérant la température extérieure prédite. On peut en effet noter que l'écart relatif moyen est diminué de 12,5 %, de 6,94 % à 6,07 %, et que l'écart absolu moyen est minoré de 12,5 %, passant de 758,3 kW à 663,6 kW. L'amélioration du FIT est également important, de l'ordre de 16,4 % (de 38,4 % à 44,7 %). Avec cette méthode, les courbes prédites et mesurées sont en phase et les pics de consommation sont globalement mieux modélisés qu'avec la première approche. Cependant, à certains moments, l'estimation de la puissance n'est pas aussi précise qu'on le souhaiterait, et elle est même, dans certains cas particuliers, moins précise que celle obtenue avec la première méthode. C'est pourquoi une approche mixte est proposée.

5.6.3 Utilisation conjointe des deux prédictions

Les deux paragraphes précédents ont présenté deux approches différentes pour prédire la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. Chacune de ces méthodes a été validée comme étant pertinente pour faire cette prédiction, même si la seconde approche produit globalement de meilleurs résultats. Cependant, dans certains cas, la première méthode, un peu plus conservative, s'avère être plus performante, notamment pour estimer certains pics de consommation. Il est donc dommage de ne retenir qu'une seule des deux méthodes alors que ces deux outils permettent d'aboutir à des prédictions parfois complémentaires. C'est pourquoi nous proposons d'utiliser ces deux approches conjointement pour améliorer la précision de la prédiction. Un des moyens est de prendre la moyenne issue des deux prédictions $\left(P_{res}^{T_{ext}^{4h30}} \text{ et } P_{res}^{4h30}\right)$ pondérées par deux coefficients, ce qui revient à rechercher les paramètres optimaux φ_{p_2} and ε_{p_2} de l'expression (5.20) pour déterminer cette prédiction notée P_{res}^{hyb}.

$$\begin{cases} \min\limits_{\mu_p,\nu_p} \left| P_{res} - P_{res}^{hyb} \right| \\ \text{tel que :} \quad P_{res}^{hyb} = \mu_p \cdot P_{res}^{T_{ext}^{4h30}} + \nu_p \cdot P_{res}^{4h30} \end{cases} \tag{5.20}$$

Les valeurs optimales des paramètres sont données dans le tableau 5.6. Comme on pouvait s'y attendre au vue des performances de chacune des deux méthodes, le poids attribué par l'optimiseur numérique aux prédictions obtenues grâce à la seconde approche est plus important que celui attribué aux prédictions obtenues grâce à la première approche. Cela souligne le degré d'importance et de précision de chacune des approches dans le calcul de la prédiction combinée. On peut cependant noter que l'influence des résultats de la première méthode (matérialisée par la valeur du poids), qui se base sur une simple régression linéaire par rapport à la température extérieure prédite, est tout de même significatif (de l'ordre d'un quart). Le tableau 5.7 (ligne 4) et la figure 5.32 présentent les résultats de la prédiction de la puissance thermique obtenus avec cette méthode combinée $\left(P_{res}^{hyb}\right)$. L'ERM, l'EAM et le FIT sont de l'ordre de 5,85 %, 639,1 kW et 46,9 %. En prenant pour référence la performance obtenue avec la seconde approche, cette méthode combinée permet de réduire l'ERM et l'EAM de 3,6 %, les faisant respectivement passer de 6,07 % à 5,85 % et de 663,6 kW à 639,1 kW. Le FIT, lui, augmente de 4,9 % (de 44,7 % à 46,9 %). Bien que cette amélioration n'apporte pas de gain très important en termes de précision, cela valide tout de même son utilisation pour la prédiction de la puissance thermique du réseau.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
φ_{p_0}	−381,4	φ_{p_1}	−329,6	μ_p	0,28
ε_{p_0}	7607,0	ε_{p_1}	7472,7	ν_p	0,71

Tableau 5.6 – Paramètres pour l'estimation de la puissance thermique

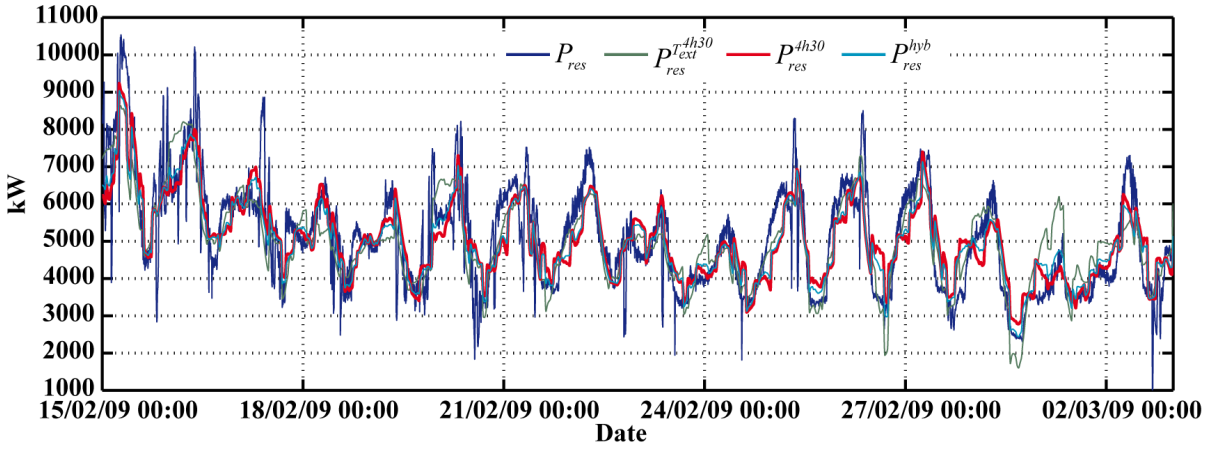


Figure 5.32 – Comparaison des puissances thermiques prédites

Variable	FIT [%]	ERM [%]	EAM [kW]
$P_{res}^{T_{ext}^{J+3}}$	37,6	6,97	761,9
$P_{res}^{T_{ext}^{4h30}}$	38,4	6,94	758,3
P_{res}^{4h30}	44,7	6,07	663,6
P_{res}^{hyb}	46,9	5,85	639,1

Tableau 5.7 – Comparaison des puissances thermiques prédites

Conclusion du chapitre

L'outil développé dans ce chapitre nous donne la possibilité de prédire l'évolution des deux principales variables extérieures qui influent sur le fonctionnement de la chaufferie, la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. Nous avons proposé une méthode s'appuyant sur une analyse multi-résolution, basée sur une décomposition discrète des séries temporelles en ondelettes, et une prédiction des coefficients d'ondelettes grâce à des réseaux de neurones artificiels du type perceptron multi-couche. Cette approche permet d'obtenir de bons résultats pour la prédiction de la température à court terme (4h30). Il a été appliqué le même type d'analyse à la prédiction de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur, avec des résultats globalement comparables, mais avec un écart relatif moyen légèrement supérieur.

Cet outil de prédiction peut maintenant être utilisé pour prédire en simulation le comportement de la chaufferie sur le court terme. Les résultats de cette prédiction pourront alors être exploités par une commande prédictive pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie collective, principalement pour la gestion de la cuve de stockage énergétique. Il sera possible de déterminer à chaque instant s'il faut stocker ou déstocker de l'énergie, et en quelle quantité, pour minimiser sur la plage de prédiction le recours aux énergies fossiles, c'est-à-dire à la chaudière à gaz-fioul.

Chapitre 6

Contrôle prédictif d'une chaufferie collective

Ce dernier chapitre présente le travail d'amélioration de la commande de la chaufferie qui a été réalisé en développant des contrôleurs permettant de gérer le stockage énergétique de façon optimale. Les objectifs affichés sont de minimiser le coût financier conséquent dû au recours à l'énergie fossile (gaz et fioul) et d'améliorer le suivi de consigne de température au départ du réseau.

Pour cela, dans la première partie de ce chapitre, une stratégie de contrôle a été établie en définissant des critères de coûts économiques (prix de consommation des énergies), énergétiques (efficacité de l'énergie employée et taux de couverture de l'énergie fossile), environnementaux (taux d'émissions de gaz à effet de serre) et techniques (suivi de consigne de température au départ du réseau de chaleur) par rapport au fonctionnement de la chaudière.

Ensuite, deux types de contrôleurs ont été développés. Le premier, décrit dans la deuxième partie de ce chapitre, est un contrôleur en ligne qui gère le débit traversant la cuve de stockage et qui impose une température de consigne constante à la chaudière à bois, tout au long de la période de simulation. Le débit est géré afin de toujours conserver une stratification de la température de l'eau dans la cuve de stockage et pour ne pas stocker de d'énergie lorsque la chaudière à gaz-fioul est en fonctionnement.

Le second, dont le développement est détaillé dans la troisième partie de ce chapitre, est un contrôleur prédictif qui réutilise les outils décrits dans les chapitres précédents. Il se base sur les modèles de la chaufferie (chapitre 3) et du système de stockage énergétique (chapitre 4) ainsi que sur le module de prédiction des entrées extérieures au modèle, c'est-à-dire la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur (chapitre 5). Ainsi, sur un horizon de prédiction de 4h30, le contrôleur calcule les variations optimales du débit dans l'unité de stockage et de la consigne de température de la chaudière bois à mettre en œuvre aux instants suivants. Pour cela, un critère de coût qui est utilisé sur la période de prédiction est minimisé à chaque nouvelle prédiction. La fonction objectif du contrôleur dépendant d'un modèle non-linéaire, un optimiseur global est nécessaire. C'est pour cette raison qu'un algorithme de recherche directe par motifs a été retenu et utilisé pour la phase de minimisation. Son principe de fonctionnement est présenté à la fin de cette partie.

Enfin, la quatrième et dernière partie de ce chapitre regroupe l'ensemble des résultats obtenus avec les deux types de contrôleurs. Ces résultats sont comparés en s'appuyant sur la stratégie de contrôle définie en début de chapitre. Pour chacun des contrôleurs, une étude d'influence portant sur la valeur des différents paramètres est développée, avec notamment l'analyse de la taille du volume de stockage et son influence sur les critères de la stratégie de contrôle.

6.1 Objectifs et stratégie de contrôle

6.1.1 Méthodologie employée

L'objectif des travaux est de mettre en œuvre un régulateur pour optimiser la gestion de la cuve de stockage énergétique. Ce contrôleur devra suivre une stratégie de contrôle définie pour économiser de l'énergie, diminuer les coûts d'utilisation énergétique et minimiser les émissions de gaz à effet de serre.

L'optimisation de la chaufferie collective de La Rochelle suit une procédure basée sur l'existence d'un modèle de simulation (figure 6.1). Le modèle de l'installation est complété par un modèle de système de stockage énergétique dont il faut optimiser le dimensionnement.

Ce travail a commencé (chapitre 4) avec le développement du modèle de stockage (définition des équations, test en simulation et intégration au modèle global de la chaufferie). Ensuite, vient la partie développement du contrôleur. Chaque type de contrôleur, quel qu'il soit, dépend de paramètres qui le définissent et qui modifient son comportement (par exemple les gains proportionnel intégral et dérivé pour un correcteur PID). Une fois que l'initialisation des paramètres a été effectuée, une simulation du modèle est lancée. En fonction des résultats obtenus les paramètres sont modifiés, des simulations relancées, jusqu'à obtenir le comportement désiré. Cette optimisation passe également, dans ce projet, par l'optimisation du volume de la cuve de stockage pour optimiser son utilisation [27] [186]. Les critères d'arrêt sont dépendants de la consommation énergétique puisque ceux-ci permettent de calculer le prix de revient, l'énergie consommée, la part d'énergie fossile. . ..

Dès que le contrôleur est validé en simulation, il doit être implanté sur le site pendant au moins une saison de chauffe pour valider son fonctionnement en conditions réelles. S'il ne satisfait pas les objectifs obtenus en simulation et recherchés, il est nécessaire de repasser par une phase d'optimisation et par des simulations pour améliorer ses performances.

6.1.2 Définition de critères de coût à optimiser

L'optimisation du fonctionnement de la chaufferie et le développement d'un contrôleur passe par la minimisation d'un critère, c'est-à-dire d'une fonction objectif. Le but recherché est de réduire la consommation d'énergie fossile afin de diminuer la facture énergétique. En effet, l'utilisation de carburants fossiles entraîne un surcout par rapport à l'utilisation de ressources renouvelables.

6.1.2.1 Évaluation économique, énergétique et émissive unitaire des combustibles utilisés

6.1.2.1.1 Évaluation du bois

Le premier carburant utilisé est le bois, sous la forme de plaquettes déchiquetées. Ce type de bois, dont l'humidité relative varie de 20 % à 30 %, possède un pouvoir calorifique inférieur de 3,3 à 3,9 $kWh \cdot kg^{-1}$ pour une masse volumique comprise entre 200 et 300 $kg \cdot m^{-3}$. On considèrera par la suite une valeur moyenne de 3,6 $kWh \cdot kg^{-1}$.

Concernant le prix d'achat du bois, pour le site de la chaufferie de La Rochelle, ce dernier se négocie généralement aux alentours de 14 €·MWh^{-1} PCI.

Comme cela a été défini dans le chapitre 3, la seule variable permettant de connaître la consommation de bois est le nombre de coups de poussoir ($NbCP$) sur la chaudière à bois. Le bois, amené par un tapis roulant, rentre dans un sas puis est introduit d'un seul coup dans la chaudière. À partir d'une campagne de mesures expérimentales sur le long terme, il ressort que le poids moyen de bois introduit à chaque coup de poussoir est environ de 37 kg.

Ainsi, un poids en bois de 37 $kg \cdot NbCP^{-1}$ représente une énergie unitaire PCI égale à EU_{Bois} = 37 × 3,6 = 133,2 $kWh \cdot NbCP^{-1}$. Rapporté au prix d'achat, on obtient un coût unitaire PU_{Bois} = 14 × 0,1332 = 1,8648 €·$NbCP^{-1}$.

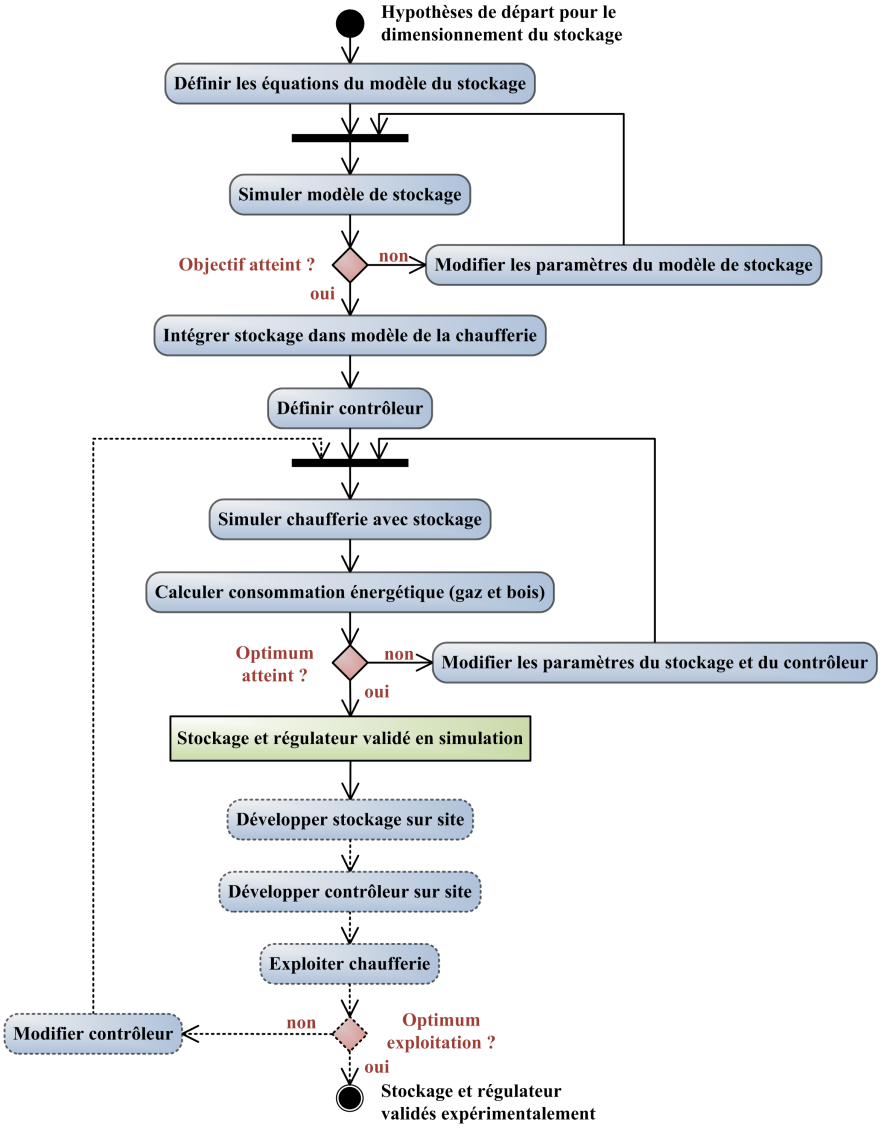


Figure 6.1 – Procédure d'optimisation de la chaufferie

Concernant les émissions de gaz à effet de serre, le bois étant considéré comme une ressource renouvelable, son émission directe de CO_2 est nulle : $ED_{CO2-Bois} = 0\,\text{gCO2}\cdot\text{kWh}^{-1}$ PCI. Cependant, en prenant en compte l'analyse en cycle de vie (ACV) qui inclut la consommation de combustible pour l'exploitation et le transport du bois, on peut considérer que le contenu CO_2 du bois est égal à $ACV_{CO2-Bois} = 13\,\text{gCO}_2\cdot\text{kWh}^{-1}$ PCI. Ces chiffres sont définis en France par les institutions en charge du développement durable, dont l'ADEME [3, 64]. Appliqué à notre problème, en considérant la puissance PCI par coup de poussoir, on en déduit l'émission de CO_2 unitaire : $ACVU_{CO2-Bois} = 1{,}7316\,\text{kgCO2}\cdot\text{NbCP}^{-1}$

6.1.2.1.2 Évaluation du gaz

Le second carburant utilisé en quantité est le gaz. Nous avons vu au chapitre 3 qu'il s'agit du principal carburant de la chaudière gaz-fioul. Il possède un pouvoir calorifique inférieur unitaire de $EU_{Gaz} = 10{,}5\,\text{kWh}\cdot\text{m}^{-3}$ pour une masse volumique de $0{,}719\,\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$.

Le site de La Rochelle se procure du gaz auprès d'un fournisseur qui lui assure un prix d'achat de $36\,€\cdot\text{MWh}^{-1}$ PCI pour les 6000 premiers mètres cubes de gaz de la journée. Si la consommation dépasse ce seuil, les mètres cubes supplémentaires doivent être achetés à un prix beaucoup moins attractif et par

conséquent la chaudière ne consommera plus de gaz.

Le modèle développé pour la chaudière gaz permettant de connaître le volume de gaz consommé en mètres cubes, le prix unitaire déduit de ces informations est : $PU_{Gaz} = 36 \times 0{,}0105 = 0{,}378\,€{\cdot}m^{-3}$.

Concernant les émissions de CO_2, les textes référents [3, 64] indiquent que l'émission directe du gaz naturel est d'environ $ED_{CO2-Gaz} = 205\,gCO2{\cdot}kWh^{-1}$ PCI et qu'il atteint, pour son cycle de vie, l'équivalent $ACV_{CO2-Gaz} = 234\,gCO2{\cdot}kWh^{-1}$ PCI, ce qui correspond à une émission unitaire volumique $ACVU_{CO2-Gaz} = 2{,}283\,84\,kgCO2{\cdot}m^{-3}$.

6.1.2.1.3 Évaluation du fioul domestique

Enfin, le dernier carburant utilisé, de façon plus anecdotique, est le fioul domestique (FOD), brûlé dans la chaudière gaz-fioul lorsque la consommation de gaz maximale est atteinte et que la chaudière gaz-fioul est requise pour fournir un appoint d'énergie.

Bien qu'aucune mesure de la consommation de fioul n'ait été effectuée sur le site de La Rochelle, une estimation a cependant été réalisée à partir du modèle de consommation de gaz et de l'équivalence énergétique entre le gaz et le fioul. La puissance calorifique inférieure du fioul domestique est estimée à $EU_{FOD} = 9{,}76\,kWh{\cdot}l^{-1}$.

La valeur moyenne d'achat du fioul sur la période considérée était d'environ $40\,€{\cdot}hl^{-1}$, soit un prix unitaire $PU_{FOD} = 0{,}40\,€{\cdot}l^{-1}$.

De la même façon que pour les deux autres carburants, on peut évaluer l'émission de CO_2 [3, 64]. L'émission directe est de l'ordre de $ED_{CO2-FOD} = 270\,gCO2{\cdot}kWh^{-1}$ PCI et approche en cycle de vie complet $ACV_{CO2-FOD} = 300\,gCO2{\cdot}kWh^{-1}$, ce qui ramené à une unité de volume aboutit à $ACVU_{CO2-FOD} = 2{,}928\,kgCO2{\cdot}l^{-1}$.

6.1.2.1.4 Comparaison des différents combustibles

Le tableau 6.1 regroupe les caractéristiques essentielles des trois combustibles (bois, gaz et fioul) rapportées à leur puissance PCI. On peut, tout d'abord, se rendre compte que le fioul est intéressant en terme de stockage puisqu'il possède une énergie volumique dix fois plus importante que celle du bois, combustible qui nécessite donc de grands silos de stockage. Le gaz possède la plus faible énergie volumique, mais est avantagé par le fait qu'il n'a pas besoin d'être stocké. Cependant, l'intérêt du bois apparaît dès qu'on s'intéresse à des caractéristiques tels que le coût financier ou les émissions de gaz à effet de serre. En effet, le prix par kWh du bois est deux et demi à trois fois moins cher que celui du gaz ou du fioul et concernant les émissions de gaz à effet de serre, celles-ci sont drastiquement plus faibles avec un rapport de un pour dix-huit entre le bois et le gaz et de un pour vingt-et-un entre le bois et le fioul. Ces considérations montrent parfaitement que le bois, énergie renouvelable, est bien plus intéressant que ces énergies fossiles pour la combustion, si on dispose d'un espace de stockage suffisant pour l'entreposer.

Critère	Unité	Bois	Gaz	Fioul (FOD)
Énergie volumique	$kWh{\cdot}m^{-3}$	900	10,5	9760
Coût financier	$€{\cdot}kWh^{-1}$	14	36	41
ACV du CO_2	$gCO_2{\cdot}kWh^{-1}$	13	234	270

Tableau 6.1 – Comparaison des différents combustibles

6.1.2.2 Définitions des critères de coût

6.1.2.2.1 Principe

Afin d'évaluer si un type de contrôle est efficace ou non, et avec le souci d'en améliorer les performances,

il est nécessaire de se fixer des objectifs à atteindre. Pour cela, on peut définir des critères de coût, sous la forme de fonctions objectifs à minimiser et qui vont permettre de déterminer le mode de contrôle optimal. Ces critères peuvent être économiques comme le coût lié à la consommation des différents carburants (critère 1), mais aussi techniques avec l'erreur de poursuite (critère 2), énergétiques, tels que l'énergie primaire consommée (critère 3) ou le taux de couverture de l'énergie fossile (critère 4), ou bien environnementaux en considérant les émissions de CO_2. Enfin, en fonction de la pertinence propre à chacun de ses critères, il est possible de définir un critère mixte général (critère 6) afin de prendre en compte ces différentes voies d'optimisation.

6.1.2.2.2 Critère 1 : Coût de la consommation globale

D'un point de vu global et strictement financier, l'objectif est de réduire au maximum le coût des matières premières utilisées pour produire de l'eau chaude. Le critère doit donc prendre en compte la consommation de bois, la consommation de gaz et la consommation de fioul. Le coût de chacune de ces consommations se calcule en fonction de la consommation volumique et du prix par unité de volume. Ainsi, on peut définir le critère 1 (6.1) qui s'exprime en €.

$$J_1 = PU_{Bois} \times NbCP + PU_{Gaz} \times V_{gaz-cumul} + PU_{FOD} \times V_{FOD-cumul} \tag{6.1}$$

6.1.2.2.3 Critère 2 : Erreur de poursuite

En mettant de côté l'aspect économique du procédé contrôlé mais en s'intéressant plutôt à la performance du contrôle, on peut définir un critère J_{2_0}, exprimé en °C, qui rend compte de la moyenne de l'erreur absolue entre la température de consigne et la température effective au départ du réseau (6.2).

$$J_{2_0} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^{N} |T_{consi-dep-res}(k) - T_{dep-res}(k)| \tag{6.2}$$

Cependant, ce critère n'est pas parfaitement adapté à la problématique du stockage énergétique au sein de la chaufferie. En effet, le problème de la poursuite de la consigne de température du réseau ne se pose que lorsque la température au départ du réseau devient inférieure à cette consigne. C'est alors que peuvent survenir des problème pour assurer le chauffage des bâtiments du quartier. Lorsque la température est inférieure à cette consigne, les sous-station vont automatiquement adapter leurs échanges avec le réseau pour ne retirer que la puissance dont elles ont besoin. Par ailleurs, pour pouvoir stocker de l'eau chaude pendant les creux de consommation, il faut que la température au départ de la bouteille, et donc au départ du réseau, soit supérieure à la consigne. Il ne faut donc pas essayer de faire tendre en permanence la température au départ du réseau vers la consigne mais seulement lorsque cette température est inférieure à la consigne. C'est pourquoi nous établissons un critère d'erreur moyenne J_2 (6.3), également °C, qui ne prend en compte que les erreurs de consigne par valeurs négatives.

$$J_2 = \frac{1}{2 \cdot N} \cdot \sum_{k=1}^{N} \left(|T_{consi-dep-res}(k) - T_{dep-res}(k)| - (T_{dep-res}(k) - T_{consi-dep-res}(k)) \right) \tag{6.3}$$

Ainsi, si on a : $T_{consi-dep-res}(k) > T_{dep-res}(k) \Rightarrow |T_{consi-dep-res}(k) - T_{dep-res}(k)| = T_{consi-dep-res}(k) - T_{dep-res}(k)$. Après calcul, le critère J_2 à l'instant k est égal à : $J_2(k) = T_{consi-dep-res}(k) - T_{dep-res}(k)$ avec $J_2(k) \geq 0$.

De la même façon, si on a : $T_{consi-dep-res}(k) \leq T_{dep-res}(k) \Rightarrow |T_{consi-dep-res}(k) - T_{dep-res}(k)| = T_{dep-res}(k) - T_{consi-dep-res}(k)$. Après calcul, le critère J_2 à l'instant k est égal à : $J_2(k) = 0$.

6.1.2.2.4 Critère 3 : Énergie primaire consommée

Au lieu de ne considérer que l'aspect purement financier de l'optimisation, il peut être intéressant d'améliorer l'efficacité énergétique de la chaufferie. Pour cela il faut rapporter la consommation volumique de bois, de gaz

et de fioul à une énergie consommée en PCI et minimiser l'ensemble de cette énergie primaire consommée (6.4)(critère J_3 en kWh PCI).

$$J_3 = EU_{Bois} \times NbCP + EU_{Gaz} \times V_{gaz-cumul} + EU_{FOD} \times V_{FOD-cumul} \tag{6.4}$$

6.1.2.2.5 Critère 4 : Taux de couverture de l'énergie fossile

Ce projet industriel d'optimisation du fonctionnement d'une chaufferie multi-énergie trouve, certes, sa raison dans la réduction des coûts de fonctionnement de la chaufferie mais aussi dans le programme européen de réduction de l'utilisation des énergies fossiles. Il est donc intéressant de considérer l'objectif J_4 de minimisation du taux de couverture des énergies fossiles (6.5) (exprimé en %).

$$J_4 = \frac{EU_{Gaz} \times V_{gaz-cumul} + EU_{FOD} \times V_{FOD-cumul}}{EU_{Bois} \times NbCP + EU_{Gaz} \times V_{gaz-cumul} + EU_{FOD} \times V_{FOD-cumul}} \tag{6.5}$$

6.1.2.2.6 Critère 5 : Émissions de CO_2

Afin de répondre de façon plus directe à la problématique climatique, il peut être intéressant de considérer directement les émissions du principal gaz à effet de serre, le CO_2. Dans ce cas, la fonction objectif (critère J_5) correspond à la somme des contributions de chaque combustible à l'émission globale de la chaufferie et est exprimé une valeur en kgCO_2 (6.6).

$$J_5 = ACVU_{CO2-Bois} \times NbCP + ACVU_{CO2-Gaz} \times V_{gaz-cumul} + ACVU_{CO2-FOD} \times V_{FOD-cumul} \tag{6.6}$$

6.1.2.2.7 Critère 6 : Mixte

De façon plus générale on peut poursuivre différents objectifs et minimiser à la fois le coût économique, tout en respectant au mieux le suivi de consigne. Cette idée conduit à utiliser conjointement les critères 1 à 5 en attribuant à chacun d'eux une pondération ω qu'il faut choisir intelligemment. En effet, ces critères s'expriment dans des unités différentes, puisque le critère 1 donne une évaluation en €, le critère 2 en °C, le critère 3 en kWh PCI, le critère 4 en % et le critère 5 en gCO2.

Une des possibilités est de normer chacun de ces critères par rapport à la valeur qui est la leur lorsque la cuve de stockage n'est pas utilisée (6.7).

$$J_6 = \frac{1}{5} \times \sum_{n=1}^{5} 100 \times \frac{J_n(\text{avec stockage})}{J_n(\text{sans stockage})} \tag{6.7}$$

6.1.2.2.8 Évaluation des critères de coût de référence (sans stockage ni modification de la chaufferie)

La définition de critères de coût comme voie d'optimisation pour le fonctionnement de la chaufferie nécessite de comparer son comportement actuel, c'est-à-dire sans système de stockage et sans système de contrôle supplémentaire, et tel qu'il est lorsqu'on lui ajoute un système de stockage et un contrôleur pour améliorer son utilisation. Pour cela, il faut donc évaluer les critères de coût et les consommations de combustible grâce à une simulation du modèle global initial de la chaufferie (chapitre 3). Les résultats sont reportés dans le tableau 6.2.

Consommation	Valeur	Unité	Critère	Valeur	Unité	Critère	Valeur	Unité
$NbCP$	24 635		J_1	61,62	€	J_4	11,6	%
V_{Gaz}	38 001	m^3	J_2	0,56	°C	J_5	139,1	tCO_2
V_{FOD}	3287	l	J_3	3712,5	MWh	J_6	100	%

Tableau 6.2 – Critères de coût de référence

6.2 Synthèse d'un contrôleur simple

6.2.1 Description générale de l'action du contrôleur

Le premier contrôleur proposé ne s'appuie pas sur la prédiction du comportement de la chaufferie. Il contrôle en ligne le débit de stockage, Deb_{stock}, à partir de la température au départ de la bouteille de découplage hydraulique, $T_{dep-bout}$, de la température de consigne au départ du réseau, $T_{dep-res}$, et de la température de l'eau au niveau de la couche supérieure de la cuve de stockage $T_{sup-stock}$ (figure 6.2). On distingue deux types de fonctionnement pour le contrôleur, celui en mode stockage ($ModeSD = 1$) et celui en mode déstockage ($ModeSD = 0$).

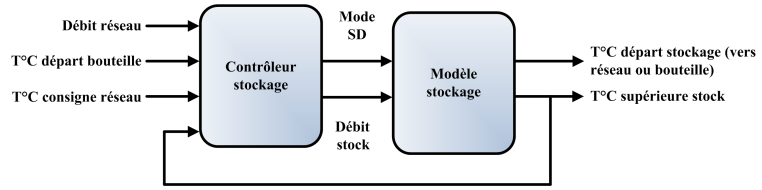


Figure 6.2 – Régulation du modèle de stockage énergétique

6.2.2 Fonctionnement en mode stockage

6.2.2.1 Hypothèses de base

Le premier type de fonctionnement est celui qui apparaît en mode stockage ($ModeSD = 1$). La première condition requise pour ce type de fonctionnement est que la température qui sort de la bouteille de découplage hydraulique ($T_{dep-bout}$) soit supérieure à la température de consigne du réseau ($T_{consi-res}$). La seconde condition à respecter est que la chaudière gaz-fioul ne doit pas être enclenchée ($Enc_{CH1} = 0$) car sinon on stockerait de l'eau chaude issue de la combustion d'énergie fossile. Or, l'objectif étant de réduire la consommation de gaz et de fioul, cela contribuerait à augmenter la consommation d'énergie fossile.

Être en mode stockage, cela signifie qu'avec le débit actuel du réseau, une énergie trop importante est fournie au réseau. Il est donc *a priori* possible de stocker une partie de cette énergie issue d'une surproduction de la chaufferie. Le stockage de cette énergie se fait en faisant entrer (avec un certain débit Deb_{stock}) par le haut de la cuve de stockage une partie de l'eau chaude qui sort de la bouteille de découplage hydraulique. Le débit d'eau au départ du réseau Deb_{res} est donc égal à la différence entre le débit d'eau qui sort de la bouteille de découplage hydraulique et le débit d'eau qui est détourné dans la cuve de stockage. Le débit d'eau au départ du réseau étant fixé par la pompe d'alimentation du réseau, c'est le débit de départ de la bouteille qui s'adapte. On fixe une limite maximale pour le débit du stockage légèrement inférieure au débit du réseau pour toujours conserver un débit positif au départ de la bouteille de découplage hydraulique (6.8).

$$\begin{aligned} &(Enc_{CH1} = 0) \wedge (T_{dep-bout} > T_{consi-res}) \\ &\Rightarrow 0 \geq Deb_{stock} \geq -Deb_{res} + 5 = Deb_{stock}^{max} \Rightarrow ModeSD = 1 \end{aligned} \tag{6.8}$$

6.2.2.2 Cas 1 : alimentation en eau chaude de la cuve de stockage

En mode stockage, il est intéressant de stocker de l'eau chaude, si la température de l'eau au départ de la bouteille de découplage hydraulique est supérieure ou égale à la température de l'eau de la couche supérieure

de la cuve de stockage (6.9).

$$\begin{aligned} &T_{sup-stock} \leq T_{dep-bout} \\ &\Rightarrow Deb_{stock} = K_{in} \cdot Deb_{stock}^{max} \cdot \frac{(T_{dep-bout} - T_{consi-res})}{T_{consi-res}} \end{aligned} \tag{6.9}$$

La figure 6.3 présente ce mode de fonctionnement pour une température au départ de la bouteille de découplage hydraulique de 90 °C, supérieure à la température de consigne au départ du réseau, égale à 85 °C, et supérieure à la température de la couche supérieure de la cuve de stockage (80 °C). Le stockage de l'eau chaude fonctionne.

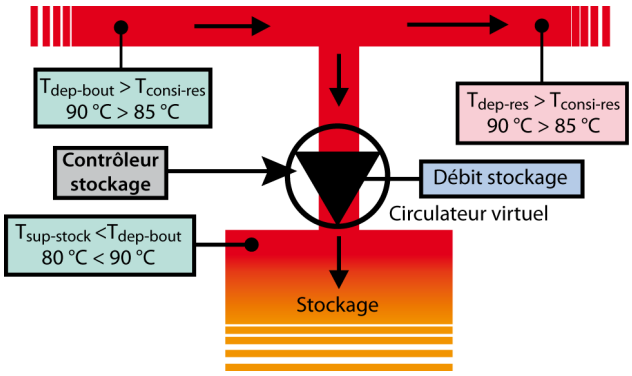


Figure 6.3 – Stockage en fonctionnement (contrôleur simple)

6.2.2.3 Autre cas : stockage d'eau chaude impossible

Dans certains cas, bien qu'on soit en mode stockage, il peut ne pas être intéressant de stocker l'eau chaude qui sort de la bouteille de découplage hydraulique. En effet, si celle-ci est plus froide que l'eau présente dans la couche supérieure du stockage, il vaut mieux ne pas la faire entrer dans la cuve (figure 6.4). Ne pas stopper la phase de stockage entraînerait un mélange entre l'eau chaude du stockage (couche supérieure) et l'eau froide venant de la bouteille, dégradant ainsi l'énergie accumulée dans la cuve. De façon générale, il faut éviter à tout prix de briser la stratification du stockage, des couches froides et des couches chaudes ne devant pas être intercalées. On fait alors en sorte que le débit dans la cuve de stockage soit nul (6.10).

$$\begin{aligned} &T_{dep-bout} < T_{sup-stock} \\ &\Rightarrow Deb_{stock} = 0 \end{aligned} \tag{6.10}$$

La figure 6.4 présente ce mode de fonctionnement pour une température au départ de la bouteille de découplage hydraulique de 90 °C, supérieure à la température de consigne au départ du réseau, égale à 85 °C, mais inférieure à la température de la couche supérieure de la cuve de stockage (95 °C). Le stockage de l'eau chaude ne peut donc pas avoir lieu.

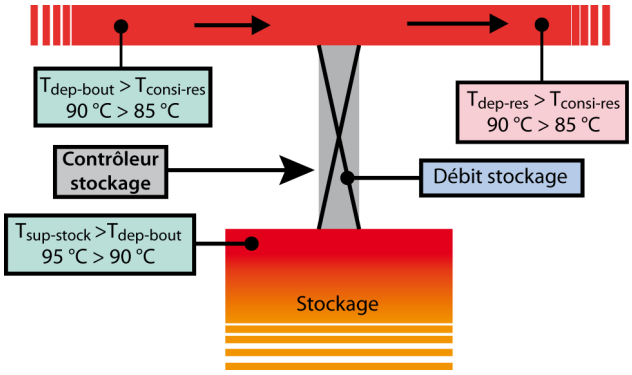


Figure 6.4 – Stockage arrêté (contrôleur simple)

6.2.3 Fonctionnement en mode déstockage

6.2.3.1 Hypothèses de base

Pour que le système passe en mode déstockage d'énergie, la condition à remplir est que la température au départ de la bouteille soit plus froide que la température de consigne au départ du réseau. Dans ce cas, on a besoin d'un appoint d'énergie pour faire remonter la température de l'eau au départ du réseau. On peut donc faire sortir de l'eau chaude par le haut de la cuve de stockage pour la mélanger à l'eau qui sort de la bouteille et faire entrer au bas de la cuve l'eau froide qui revient du réseau.

De la même façon qu'en mode stockage, le débit traversant la cuve de stockage est limité pour ne pas dépasser le débit du réseau et ne pas entraîner un inversement des courants dans la bouteille de découplage hydraulique.

La température au départ du réseau sera donc égale à la moyenne entre les températures de l'eau sortant de la bouteille et sortant de la cuve de stockage, pondérées par leurs débits respectifs (6.11).

$$\begin{aligned} & T_{dep-bout} < T_{consi-res} \\ \Rightarrow \quad & 0 \leq Deb_{stock} \leq Deb_{res} - 5 = Deb_{stock}^{max} \\ \Rightarrow \quad & T_{dep-res} = \frac{T_{dep-bout} \cdot (Deb_{res} - Deb_{stock}) + T_{sup-stock} \cdot Deb_{stock}}{Deb_{res}} \\ \Rightarrow \quad & ModeSD = 0 \end{aligned} \tag{6.11}$$

6.2.3.2 Cas 1 : utilisation optimale de l'eau chaude de la cuve de stockage

Le cas le plus adapté à l'utilisation de l'énergie qui est dans la cuve de stockage est celui pour lequel la température de l'eau présente dans la couche supérieure de la cuve est supérieure à la température de consigne au départ du réseau. Dans ce cas, il est possible de calculer en théorie un débit tel que la température de l'eau au départ du réseau, qui résulte du mélange entre l'eau sortant de la bouteille et celle sortant de la cuve, soit égale à la température de consigne du réseau (6.12).

$$\begin{aligned} & T_{sup-stock} > T_{consi-res} \\ \Rightarrow \; & Deb_{stock} = -Deb_{res} \cdot \frac{T_{consi-res} - T_{dep-bout}}{T_{sup-stock} - T_{dep-bout}} \\ \Rightarrow \; & T_{dep-res} = T_{consi-res} \end{aligned} \tag{6.12}$$

La figure 6.5 présente un exemple de fonctionnement avec une température au départ de la bouteille égale à 80°C et inférieure à la température de consigne du réseau (85°C), elle-même inférieure à la température en haut de la cuve (90°C), ce qui permet d'atteindre la température voulue au départ du réseau.

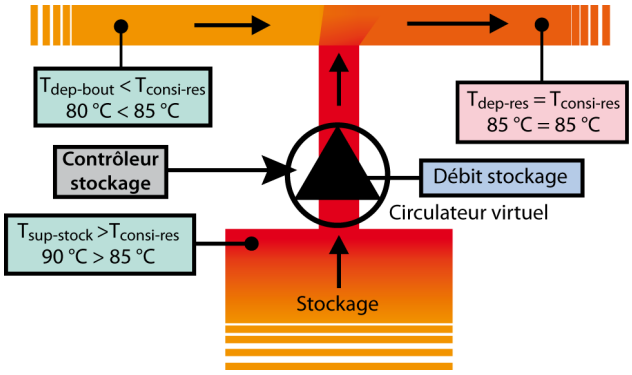


Figure 6.5 – Déstockage en fonctionnement optimal (Contrôleur simple)

6.2.3.3 Cas 2 : utilisation limitée de l'eau chaude de la cuve de stockage

Il existe un autre cas, moins idéal, pour lequel le stockage peut être utilisé pour apporter de l'énergie au réseau de chaleur. Dans ce cas, la température de la couche supérieure de la cuve de stockage est supérieure à la température au départ de la bouteille de découplage hydraulique mais est inférieure à la température de consigne du réseau (6.13). Il n'existe donc pas *a priori* de débit qui permette de faire en sorte que la température au départ du réseau atteigne la consigne de température. Cependant, l'utilisation du stockage peut permettre de relever un peu la température de l'eau au départ du réseau pour retarder, voire éviter, l'enclenchement de la chaudière gaz fioul.

$$\begin{aligned} &T_{dep-bout} < T_{sup-stock} < T_{consi-res} \\ &\Rightarrow Deb_{stock} = -K_{out} \cdot Deb_{stock}^{max} \end{aligned} \tag{6.13}$$

La figure 6.6 présente un exemple de fonctionnement avec une température au départ de la bouteille égale à 80°C, inférieure à la température de consigne du réseau (85°C). La température dans le haut de la cuve (83°C) est comprise entre ces deux valeurs. La température au départ du réseau est donc relevée (82°C) par rapport à la température au départ de la bouteille, mais sans toutefois atteindre la consigne ou la température de l'eau en haut de la cuve.

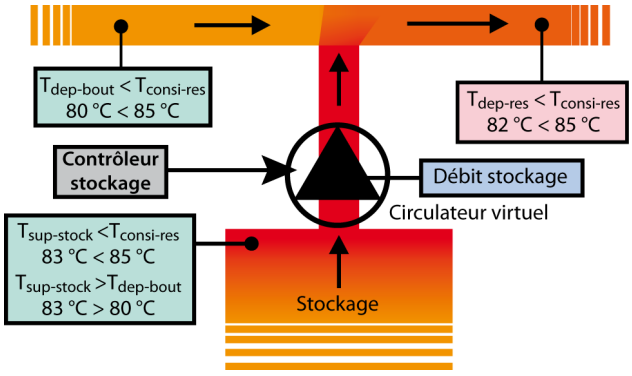


Figure 6.6 – Déstockage en fin de course (contrôleur simple)

6.2.3.4 Autres cas : utilisation impossible de l'eau chaude de la cuve de stockage

Si la température de l'eau dans la partie supérieure de la cuve de stockage est inférieure à la température au départ de la bouteille de découplage hydraulique (6.14), il est inutile d'utiliser la cuve de stockage, cela

ne ferait que refroidir davantage l'eau au départ du réseau, au risque d'accélérer la mise en marche de la chaudière gaz-fioul.

$$\begin{aligned} & T_{sup-stock} < T_{dep-bout} < T_{consi-res} \\ & \Rightarrow Deb_{stock} = 0 \end{aligned} \tag{6.14}$$

La figure 6.7 présente un exemple de fonctionnement avec une température au départ de la bouteille égale à 80 °C et inférieure à la température de consigne du réseau (85 °C). La température dans le haut de la cuve (75 °C) est inférieure à ces deux valeurs. L'eau dans la cuve de stockage ne peut donc pas être utilisée pour réhausser la température au départ du réseau.

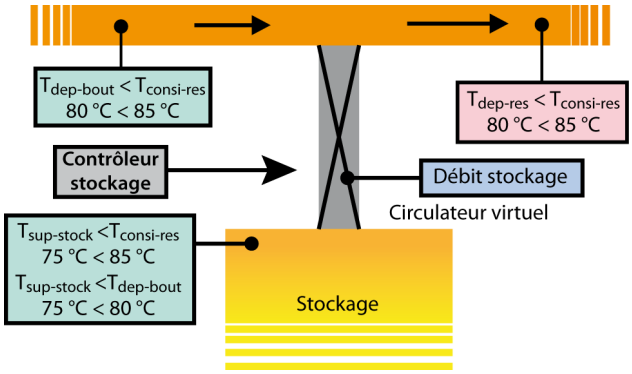


Figure 6.7 – Déstockage arrêté (contrôleur simple)

6.2.4 Modification de la consigne de la chaudière bois

Tel qu'il est, le fonctionnement de la chaufferie n'est pas adapté à l'utilisation d'un système de stockage. En effet, la puissance à fournir au réseau évoluant au cours de la journée, la consigne de la chaudière à bois évolue également. Ainsi, en cas de creux de consommation d'eau chaude, lorsque la température extérieure est élevée, la consigne de la chaudière à bois étant faible, il n'est donc pas possible de fabriquer de l'eau chaude que l'on peut stocker dans la cuve.

Pour remédier à ce problème, nous proposons de modifier la température de consigne de la chaudière à bois. Ainsi, lorsque la puissance demandée est faible, l'énergie supplémentaire fournie par la chaudière à bois peut être stocker dans la cuve et réutilisée lors des pics de consommation du réseau de chaleur. Étant donné que ce premier contrôleur n'inclut pas d'effet prédictif, il ne peut donc pas prendre en compte le futur besoin de chauffe. Ceci nous amène à la conclusion qu'afin de tirer le meilleur parti de la chaudière bois, il faudra définir une température de consigne constante (6.15).

$$T_{consi-CH2} = \text{constante} \tag{6.15}$$

Le bon réglage de ce contrôleur simple passera par une optimisation de cette constante afin de répondre sur le long terme aux critères de coût définis dans la stratégie de contrôle.

6.3 Développement d'un contrôleur prédictif

6.3.1 Présentation de l'utilisation du contrôleur prédictif pour l'optimisation de la chaufferie

La figure 6.8 présente l'approche proposée. Il s'agit du développement d'un contrôleur prédictif pour gérer au mieux l'utilisation de la cuve de stockage énergétique et améliorer le fonctionnement de la chaufferie. Ce

contrôleur utilise en interne le modèle de la chaufferie associé au modèle de la cuve et exploite les prédictions de température et de puissance thermique consommée, fournies par le module de prédiction. De même que pour le contrôleur simple, le contrôleur prédictif calcule les commandes suivantes : le mode de fonctionnement du système, c'est-à-dire stockage ou déstockage ($ModeSD$), le débit traversant la cuve (Deb_{stock}) et la température de consigne de la chaudière à bois ($T_{consi-CH2}$).

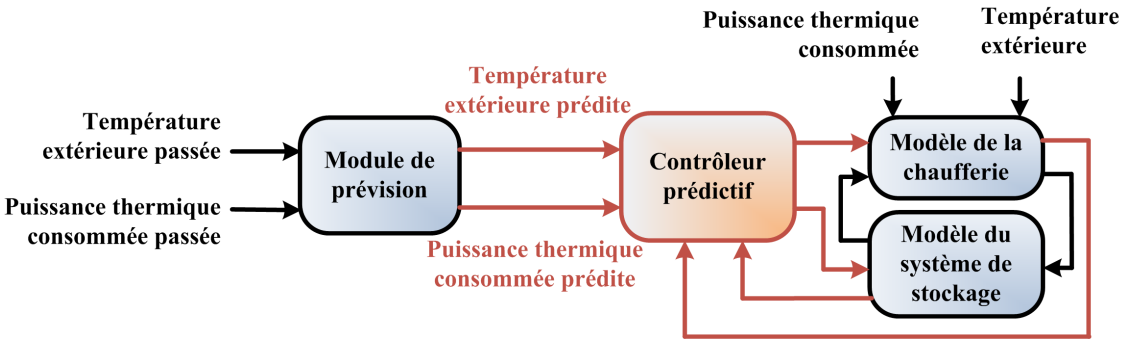


Figure 6.8 – Schéma général du projet (contrôle optimal prédictif)

Le développement du contrôleur prédictif requiert d'utiliser l'ensemble des outils et des modèles développés et décrits lors des précédents chapitres. La figure 6.8 présente l'implantation d'un contrôleur de ce type sur le site de la chaufferie. Les parties en noir correspondent au synoptique de la chaufferie actuelle, telle qu'elle a été modélisée. Les modifications hydrauliques liées à l'ajout de la cuve de stockage énergétique sont présentées en orange foncé. Le module de prédiction qui fournit la température extérieure et la puissance thermique consommée est représenté en vert. En violet apparaît la liaison entre le système de monitoring actuel et le contrôleur prédictif, le premier envoyant les mesures des variables physiques et des consignes au second. Enfin, en bleu, est représenté le contrôleur prédictif qui envoie des ordres à la chaudière bois (température de consigne) et à la pompe fixant le débit dans la cuve de stockage, grâce à l'exploitation des prédictions et des mesures de la chaufferie.

6.3.2 Description du problème d'optimisation

6.3.2.1 Définition des principaux paramètres du contrôleur prédictif

Nous ne reviendrons pas dans ce chapitre sur les principes fondamentaux du contrôle prédictif puisqu'ils ont déjà été traités dans le chapitre 2. Cependant, nous détaillerons ici les choix qui ont été retenus pour le développement du contrôleur prédictif, notamment concernant la formulation du problème d'optimisation et de l'ensemble des contraintes pour répondre à la problématique de l'optimisation de la chaufferie de La Rochelle. Précisons cependant dès le départ que nous travaillons avec un contrôleur prédictif implicite, c'est à dire que la phase d'optimisation est réalisée en ligne pendant le contrôle en temps réel.

Un des paramètres qu'il faut choisir avec attention est l'horizon de prédiction. Il s'agit de la durée des simulations de prédiction du contrôleur et donc de la durée pour laquelle s'effectuera la minimisation de la fonction objectif. Pour être cohérent avec le travail réalisé sur la prédiction des données extérieures (température extérieure et puissance), nous avons décidé d'utiliser un horizon de prédiction identique, c'est à dire 4h30. Avec un échantillonnage du modèle qui est de 5 minutes, cela représente tout de même 54 points.

La définition d'un horizon de prédiction est étroitement corrélé à la détermination de l'horizon de contrôle, dont la durée est inférieure ou égale à la durée de l'horizon de prédiction et pendant laquelle les commandes peuvent prendre des valeurs qui varient au cours du temps. Passé cet horizon de commande, et jusqu'à la fin de l'horizon de prédiction, les variables de commande sont fixes. La précision de la prédiction s'atténuant au

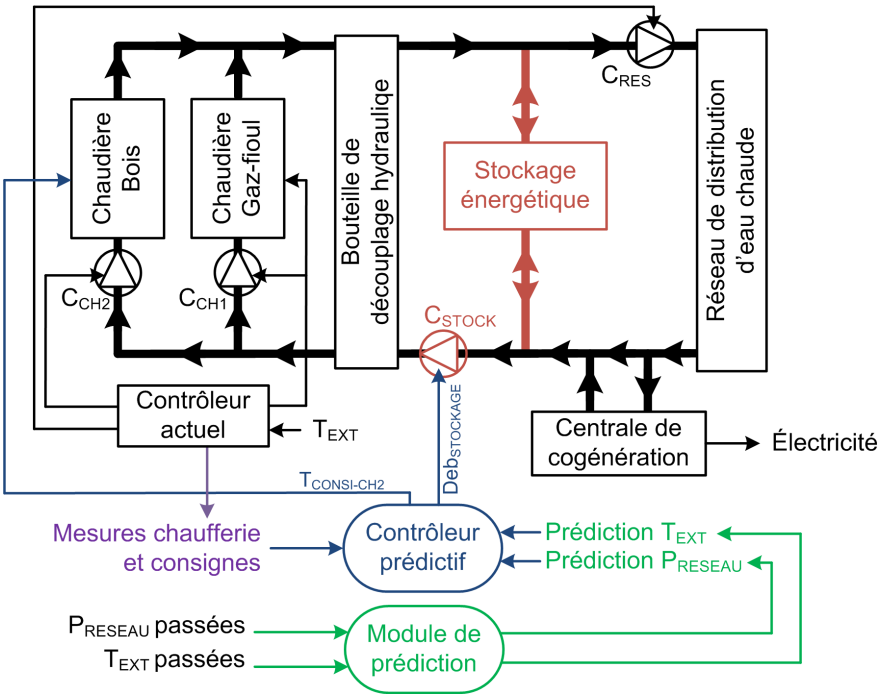


Figure 6.9 – Contrôleur prédictif

cours du temps sur une séquence de 4h30, on limite l'horizon de contrôle au trois premières heures, soit 36 points.

Il est important de faire en sorte que la phase d'optimisation soit plus courte que le temps qui sépare deux instants successifs d'application des commandes. Ainsi, il est nécessaire de disposer d'un nouveau vecteur de commande optimal à appliquer au système afin de le contrôler en temps réel. Il est donc important de limiter le temps accordé à l'algorithme d'optimisation pour délivrer un résultat, même s'il ne s'agit que d'un sous-optimum. C'est ce que nous avons fait en limitant le nombre d'évaluations de la fonction objectif à 100. Cette valeur pourra éventuellement être augmentée lors de l'implantation du contrôleur dans la chaufferie, si la puissance de calcul le permet. Le choix du nombre d'évaluation de la fonction objectif a été fait en accord avec l'objectif qui était ici de pouvoir simuler l'utilisation d'un contrôleur MPC sur le modèle de la chaufferie pour une période de 45 jours, le tout dans un temps limité (inférieur à 3 jours).

Pour soulager le calcul d'optimisation, nous proposons donc de sous-échantillonner la commande d'un facteur 6, de la même façon que nous l'avions fait pour la prédiction des données extérieures et avec le même facteur d'échelle. Un sous-échantillonnage par 6 implique que l'optimiseur cherchera la valeur d'un point sur 6 donc un chaque 30 minutes seulement. Les points intermédiaires seront recalculés par interpolation. Ainsi, au lieu d'avoir à calculer 54 points, l'optimiseur n'en aura besoin que de 9. Étant donné que l'horizon de contrôle est seulement de 3h, un jeu de seulement 6 paramètres est requis sur les 9 au total qui décrirait l'horizon de prédiction complet.

Toujours avec l'objectif de réduire la puissance de calcul nécessaire et pour éviter une récurrence importante de l'optimisation trop importante, notamment pour les besoins de la simulation, nous proposons, non pas d'appliquer seulement la première valeur de la commande optimale calculée, mais d'appliquer la première séquence de commande comportant donc les 6 premier points, c'est-à-dire les incréments de commande à appliquer pour les 30 premières minutes. Le nombre de phases d'optimisation est donc réduit d'un facteur 6 et l'optimiseur peut passer en théorie jusqu'à 30 minutes pour chacune de ses optimisations.

6.3.2.2 Formulation mathématique du problème d'optimisation

Au final, la fonction objectif est exprimée par l'équation (6.16) tandis que les contraintes sont regroupées au sein de l'équation (6.17). Selon la stratégie privilégiée, un des critères sera utilisé. Notons que si le critère 6 est choisi, les critères J_1, J_3 et J_5 doivent être normés par rapport à la valeur de référence sans stockage, rapportée à la durée de la période, c'est à dire sur 4h30 et non plus sur 45 jours, soit une réduction de ces critères de référence d'un facteur 240.

$$\min_{\begin{pmatrix}\Delta Deb_{Stock}(k/k),\dots,\Delta Deb_{Stock}(k+c-1/k)\\ \Delta T_{consi-CH2}(k/k),\dots,\Delta T_{consi-CH2}(k+c-1/k)\end{pmatrix}} (J_x) \tag{6.16}$$

$$\text{avec : } \begin{cases} \text{Modèle de la chaufferie alimentée avec } T_{ext-pred} \text{ et } P_{res-pred} \\ 0 \leq Deb_{Stock}(k+i/k) \leq Deb_{Stock-max} = Deb_{res} - 10 \ \forall i \in [\![0,\dots,p-1]\!] \\ (Enc_{CH1}(k+i/k) = 1) \vee (T_{dep-bout}(k+i/k) \leq T_{sup-stock}(k+i/k)) \\ \qquad \Rightarrow Deb_{Stock}(k+i/k) \leq 0 \ \forall i \in [\![0,\dots,p-1]\!] \\ 90\,°\text{C} \leq T_{consi-CH2} \leq 97\,°\text{C} \ \forall i \in [\![0,\dots,p-1]\!] \\ \Delta Deb_{Stock}(k+h) = 0 \ \forall h \in [\![c,\dots,p-1]\!] \\ \Delta T_{consi-CH2}(k+h) = 0 \ \forall h \in [\![c,\dots,p-1]\!] \\ p = 54 \\ c = 36 \\ J_x : \text{ le critère choisit avec } x \in [\![1,\dots,6]\!] \end{cases} \tag{6.17}$$

6.3.3 Résolution du problème d'optimisation

6.3.3.1 Considérations particulières pour le choix d'un algorithme d'optimisation adapté

L'une des différences majeures qui existe entre ce problème d'optimisation et celui décrit au chapitre 2 tient au type de modèle interne exploité par le contrôleur. En effet, si le modèle de la maquette de bâtiment et le modèle de la chaufferie ont en commun un comportement non linéaire, il a été assez aisé de linéariser le premier alors que cela n'a pas pu être fait pour le second, et ce pour plusieurs raisons. Premièrement, le modèle de la chaufferie possède un très grand nombre de variables, dont certaines sont des variables logiques. Ceci entraîne de très fortes non-linéarités et des dynamiques très rapides. Pour déterminer un modèle linéarisé il faudrait définir des points d'équilibres, or en raison du fonctionnement particulier de la chaufferie, il faudrait en déterminer un très grand nombre. En fin de compte, le ou les modèles linéarisés ne seraient pas suffisamment représentatifs du fonctionnement réel ni même du fonctionnement du modèle non-linéaire. Or, l'utilisation d'un modèle linéarisé très différent du système contrôlé ne conduit pas à une optimisation efficace en utilisant un contrôleur prédictif.

L'utilisation d'un modèle linéaire du système à contrôler et d'une fonction objectif qui soit une forme quadratique des entrées de commande et des sorties à contrôler, permet, concernant le problème d'optimisation, de rechercher des paramètres (ici les incréments des variables manipulées) qui minimisent une fonction *convexe*, c'est-à-dire une fonction vérifiant la propriété de « sous-additivité vis-à-vis de la barycentration ». On peut définir une fonction convexe de la façon suivante :

Une fonction f d'un convexe C d'un espace vectoriel (ou affine) réel vers $\mathbb{R}$ est dite convexe lorsque, pour tous x_1 et x_2 de C et tout λ dans $[0;1]$, on a l'inégalité (6.18).

$$f(\lambda \cdot x_1 + (1-\lambda) \cdot x_2) \leq \lambda \cdot f(x_1) + (1-\lambda) \cdot f(x_2) \tag{6.18}$$

Dans le cas simple d'une fonction mono-variable, c'est-à-dire pour une fonction f convexe d'un intervalle I de $\mathbb{R}$ dans $\mathbb{R}$, cette définition signifie que pour tout x_1 et x_2 de I, le segment $[A_1, A_2]$ de $\mathbb{R}^2$, où $A_1 = (x_1, f(x_1))$

et $A_2 = (x_2, f(x_2))$, est situé au-dessus de la courbe représentative de f. Graphiquement, cela correspond à un graphe dont la « partie bombée est tournée vers le bas », ce qui peut s'interpréter en termes de partie convexe du plan (figure 6.10).

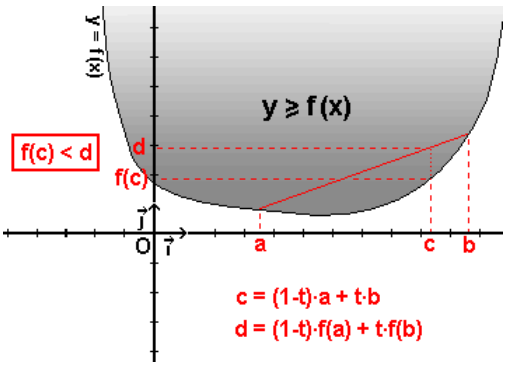


Figure 6.10 – Exemple de fonction convexe [177]

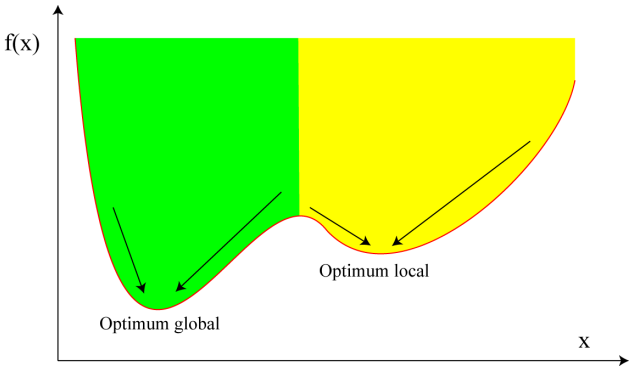


Figure 6.11 – Exemple de fonction non convexe avec optimum local

L'avantage procuré par la minimisation d'une fonction convexe est que la solution est unique et qu'il n'existe pas de minima locaux dans lesquels pourrait se perdre un optimiseur numérique utilisé pour une minimisation locale. Ainsi, quelle que soit l'initialisation de la fonction, il est possible de déterminer les valeurs optimales des variables (ici les incréments de commande).

Concernant le modèle de la chaufferie, sa forte non-linéarité induit la présence d'un nombre important de sous-optima locaux (figure 6.11). Il est donc proscrit d'utiliser un optimiseur numérique à convergence locale. C'est pourquoi nous avons choisi de résoudre ce problème d'optimisation à l'aide d'un optimiseur numérique à convergence globale.

6.3.3.2 Principe de fonctionnement de l'optimiseur global choisi

Notre choix s'est porté sur un optimiseur global à recherche directe dit par *motifs généralisés* [92, 179] (GPS : *Generalised Pattern Search* en anglais [16]) et nous avons utilisé cet algorithme à l'aide de la fonction *patternsearch* de la *Global Optimization Toolbox* de Matlab®. Ce type d'optimiseur est appliqué dans le secteur industriel pour résoudre des problèmes non-linéaires comportant des fonctions de coût non continues. On peut citer par exemple comme utilisation l'optimisation économique sous contraintes d'un système de répartition de la puissance électrique dont le critère de coût est discontinu [6].

Un grand nombre d'algorithmes d'optimisation nécessitent de connaître le gradient de la fonction objectif dépendant des paramètres du système à minimiser. Cependant, lorsqu'il s'agit d'un problème complexe et de fonctions de coût discontinues et non différentiables, avec un gradient qui n'est pas formellement défini, il est nécessaire d'utiliser un algorithme qui ne nécessite pas ce genre d'information. C'est le cas pour les optimiseurs dits à recherche directe, basés sur la méthode de recherche par motifs généralisés. Ils possèdent également de bonnes propriétés de convergence [191] et peuvent être appliqués à des problèmes bornés [120] et possédant des contraintes non-linéaires [119].

De plus, contrairement aux optimiseurs à convergence locale, les optimiseurs à motifs présentent la faculté de ne pas modifier leurs directions de recherche au cours d'une itération comportant plusieurs évaluations de la fonction objectif [127]. Au contraire, ils génèrent des déplacements autour du point courant x_0 par une stratégie exploratrice basée sur un motif donné qui possède une disposition invariante. Ainsi, à chaque itération, la fonction objectif est évaluée sur l'ensemble des points du motif.

Un motif est un ensemble de vecteurs utilisé par l'algorithme pour déterminer les valeurs des paramètres pour lesquels se fera la recherche au cours d'une itération. En considérant un problème d'optimisation comportant N paramètres recherchés, l'algorithme utilisera un motif de $2N$ vecteurs. Par exemple pour 2 paramètres recherchés, le motif sera décrit par (6.19).

$$v_1 = (1,0) \quad v_1 = (0,1) \quad v_3 = (-1,0) \quad v_4 = (0,-1) \tag{6.19}$$

On attribue au motif une certaine taille qui délimite l'étendue du périmètre de recherche. Ainsi, pour créer une certaine *grille* (*meshes*), c'est-à-dire un motif d'une certaine taille, on multiplie tous les vecteurs v_i par un scalaire Δ^m, qui correspond à la taille de la grille, et on obtient la grille avec des vecteurs $d_i = v_i \cdot \Delta^m$. On positionne alors la grille autour du point de départ x_0 de la phase de recherche actuelle. On obtient l'ensemble des points p_i de la grille de sondage tels que $p_i = x_0 + d_i$.

Chaque vecteur du motif est essayé en calculant la valeur de la fonction objectif. C'est ce qui est appelé le *sondage* (*polling*). Celui-ci s'arrête lorsqu'un des points du motif donne une meilleure valeur pour la fonction objectif, sinon il va jusqu'au bout du sondage. A la fin d'un sondage, si une amélioration est trouvée, le sondage est dit *réussi* et ce point devient le nouveau point courant pour une nouvelle phase d'exploration avec une taille de motif, c'est-à-dire un périmètre de recherche, qui est augmenté, par exemple d'un facteur 2. Dans le cas contraire, le sondage a *échoué* et la nouvelle prospection repartira du même point avec une taille de motif réduite, par exemple d'un facteur 0,5.

L'algorithme de recherche directe par motifs généralisés utilise l'algorithme de recherche par motifs à lagrangien augmenté ou ALPS (Augmented Lagrangian Pattern Search [108]) pour résoudre les problèmes non linéaires contraints définis sous la forme classique associant (6.20) et (6.21), avec C et Ceq les contraintes non linéaires d'inégalité et d'égalité, m le nombre de contraintes d'inégalité et q le nombre total de contraintes non linéaires. lb et ub représentent respectivement les bornes inférieures et supérieures de x. A, Aeq, b et beq sont des matrices et des vecteurs permettant de définir les contraintes linéaires.

$$\min_x f(x) \tag{6.20}$$

$$\text{avec : } \begin{cases} C_i(x) \leq 0 \ \ \forall i \in [\![1;m]\!] \\ Ceq_i(x) = 0 \ \ \forall i \in [\![m+1;q]\!] \\ A \cdot x \leq b \\ Aeq \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \tag{6.21}$$

L'algorithme ALPS résoud donc un problème d'optimisation non linéaire comportant des contraintes linéaires et non linéaires ainsi que des bornes. Il est alors possible d'intégrer ces bornes dans les contraintes linéaires. Un sous-problème est alors formulé qui combine la fonction objectif et les contraintes non-linéaires en utilisant le Lagrangien et des paramètres de pénalités (6.22), avec $\lambda_i \geq 0$ les multiplicateurs de Lagrange, $s_i \geq 0$ des paramètres de décalage et $\rho \leq 0$ le paramètre de pénalité.

$$\Theta(x,\lambda,s,\rho) = f(x) - \sum_{i=1}^{m} (\lambda_i \cdot s_i \log(s_i - C_i(x))) + \sum_{i=m+1}^{q} (\lambda_i \cdot Ceq_i) + \frac{\rho}{2} \cdot \sum_{i=m+1}^{q} (\lambda_i \cdot Ceq_i)^2 \tag{6.22}$$

Une séquence de sous-problèmes d'optimisation de ce type est alors résolue également par une approche par recherche directe par motifs, telles que les contraintes linéaires et les bornes soient respectées. Cette séquence de sous-problèmes à minimiser est en réalité une approximation du problème initial. Lorsque le sous-problème est minimisé pour obtenir une certaine précision et s'il satisfait les conditions de faisabilité, les multiplicateurs de Lagrange sont mis à jour. Dans le cas contraire, le paramètre de pénalité est augmenté. Cela conduit alors à la résolution d'un nouveau sous-problème de minimisation. Ce parcours itératif stoppe lorsque les résultats satisfont un critère d'arrêt particulier.

6.3.4 Séquence de fonctionnement du contrôleur prédictif

Afin de rendre plus compréhensible le fonctionnement du contrôleur prédictif, nous présentons dans ce paragraphe son principe de fonctionnement itératif général, tel que décrit par la figure 6.12.

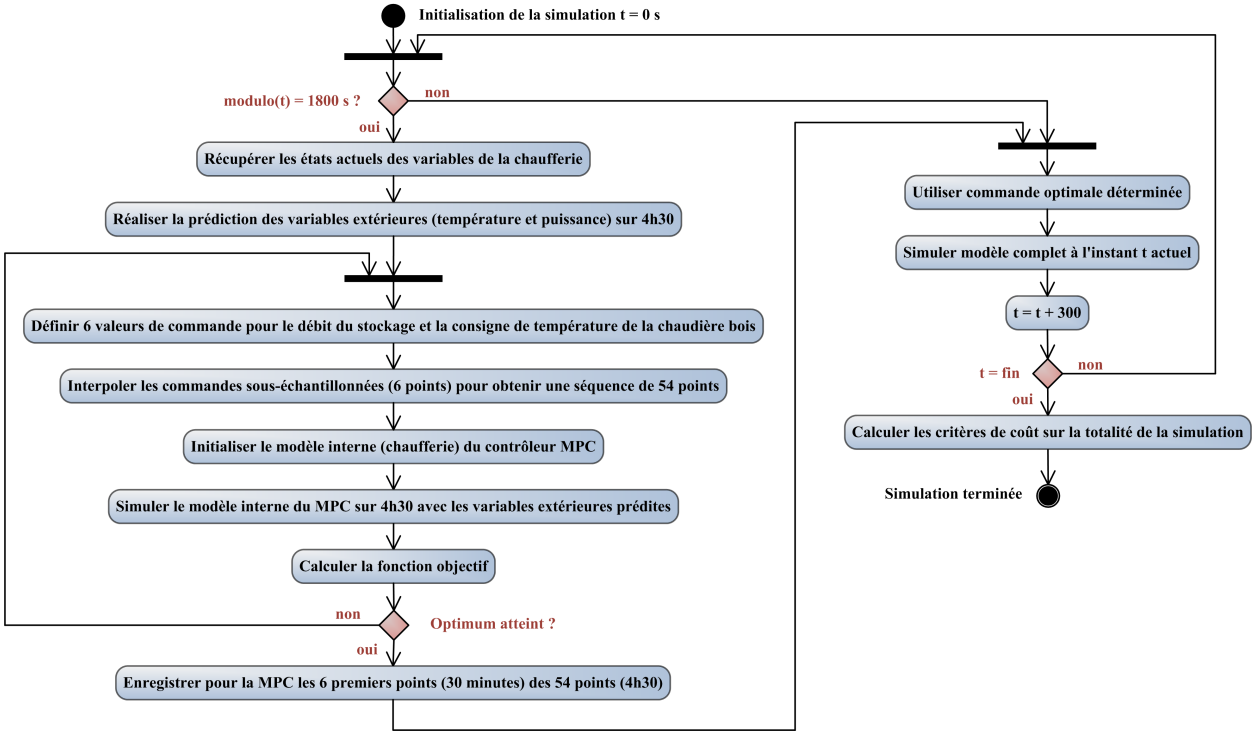


Figure 6.12 – Fonctionnement général du contrôleur MPC développé pour l'optimisation de la chaufferie

1. Tout d'abord, la simulation du modèle global de la chaufferie est initialisée avec les valeurs expérimentales mesurées sur le site à l'instant $t = 0$ pour chaque variable physique. La simulation est ensuite effectuée pas par pas avec une période d'échantillonnage de 300 secondes.
2. A chaque nouvel instant de simulation, deux cas se présentent. Soit l'instant est un multiple de 1800 secondes, c'est-à-dire de 30 minutes, et on démarre le processus de calcul d'une nouvelle séquence de commande avec une nouvelle optimisation sur l'horizon de prédiction, soit ce n'est pas le cas et on applique l'une des commandes calculées lors de la dernière optimisation.
3. Lorsqu'on démarre le processus de calcul d'une nouvelle séquence de commande, le contrôleur récupère les valeurs des états de toutes les variables actuelles du modèle global de la chaufferie à l'instant présent.
4. Le module de prédiction utilise les séquences passées et mesurées de la température extérieure et de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur pour déterminer les séquences futures de ces deux variables sur 4h30. Il utilise pour cela l'outil présenté au chapitre 5. Ces valeurs prédites sont alors fournies au contrôleur prédictif pour la simulation du modèle.
5. Le contrôleur prédictif définit, pour chaque variable de commande Deb_{stock} et $T_{consi-CH2}$, 6 valeurs réparties sur l'horizon de prédiction. La première valeur est la commande pour l'instant 0h00, la seconde pour l'instant 0h30, et ainsi de suite jusqu'à la sixième pour l'instant 3h00.
6. À partir des six valeurs de base, les séquences complètes sont reconstruites. Pour cela, les valeurs intermédiaires des commandes (toutes les cinq minutes) sur l'horizon de commande (entre 0h00 et 3h00) sont interpolées à partir de la séquence de base, alors que les commandes qui suivent, jusqu'à la fin de

l'horizon de prédiction (entre 3h05 et 4h30) sont toutes égales à la dernière valeur de la commande de l'horizon de contrôle (3h00).

7. Le contrôleur prédictif initialise son modèle interne à partir des états du modèle général de la chaufferie.
8. Une simulation du modèle interne est lancée pour une durée de 4h30 en utilisant la séquence de commande définie aux étapes précédentes et les variables extérieures prédites par le module de prédiction. Notons qu'afin d'assurer la conservation de la stratification de la température dans la cuve de stockage et d'éviter le stockage de chaleur alors que la chaudière à gaz-fioul est allumée, un module du modèle interne de la chaufferie peut annuler le débit si on est en mode stockage et que la chaudière gaz-fioul est enclenchée ou bien si la température au départ du réseau est inférieure à la température au sommet de la cuve de stockage.
9. Dès que la simulation est terminée, la fonction objectif est calculée.
10. L'optimiseur décide alors, selon les résultats de la fonction objectif et le nombre de simulations effectuées et en fonction de décisions propres à son fonctionnement, soit de modifier la séquence des points pour les deux commandes et de relancer une simulation du modèle interne, soit d'arrêter la phase d'optimisation sur la base de la meilleure séquence de points déterminée.
11. Si l'optimiseur décide d'arrêter la phase de simulation, le contrôleur MPC enregistre uniquement les commandes optimales pour les 30 premières minutes (6 premiers points sur 54). La simulation du modèle global de la chaufferie est alors repris à l'instant où elle s'était arrêtée avant la phase d'optimisation.
12. Le contrôleur utilise alors l'une des 6 valeurs de commande pour l'instant actuel (la première si la phase d'optimisation vient juste d'avoir lieu).
13. La simulation du modèle global de la chaufferie est alors effectuée à l'instant présent.
14. Le temps est incrémenté de 300 seconde (période d'échantillonnage) et le processus redémarre pour continuer la simulation du modèle global de la chaufferie à l'instant suivant.
15. Lorsque le temps n'est pas un multiple de 30 minutes, la simulation s'effectue en utilisant au fur et à mesure les valeurs de la dernière séquence optimale de commande. Ainsi, chaque instant où à lieu une nouvelle optimisation est suivi de 6 instants (30 minutes) où la commande optimale est appliquée sans nouvelle optimisation.
16. Quand le temps atteint sa valeur finale (45 jours) la simulation se termine et les différents critères de la stratégie de contrôle sont calculés pour la période de simulation complète.

6.4 Analyse et comparaison des résultats

6.4.1 Contrôleur simple

6.4.1.1 Essais réalisés

Le premier contrôleur que nous proposons pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie possède plusieurs paramètres sur lesquels on peut jouer pour en modifier le comportement. Il s'agit premièrement des gains du contrôleur pour calculer le débit de stockage en mode stockage ou déstockage, K_{IN} et K_{OUT}. De plus, il est bien sûr possible de jouer sur la valeur de la constante qui est utilisée directement pour calculer la température de consigne de la chaudière bois, $T_{consi-CH2}$. Enfin, il est intéressant de quantifier l'influence du volume de stockage V_{tot} sur la performance du système.

Pour ce premier contrôleur nous avons donc décidé de réaliser une campagne de simulations pour caractériser ces 4 paramètres. Ces derniers sont constants au court d'une simulation. Pour cela, nous avons effectué des simulations en explorant leurs valeurs telles que :

- K_{IN} = $\{0{,}2; 0{,}4; 0{,}6; 0{,}8; 1\}$

- K_{OUT} = {0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}
- $T_{consi-CH2}$ = {92; 93; 94; 95; 96; 97}
- V_{tot} = {1000; 1500; 2000; 2500; 3000; 3500; 4000}

Les résultats obtenus pour chaque quadruplet $(K_{IN}, K_{OUT}, T_{consi-CH2}, V_{tot})$ correspondent aux résultats de fonctions multi-variables à quatre dimensions ($\mathbb{R}^4 \rightarrow \mathbb{R}$). Ils ne peuvent donc pas être présentés graphiquement ensemble. C'est pourquoi nous avons séparé l'analyse en deux sous-parties. La première étudie l'influence des paramètres physiques du contrôleur et de la cuve de stockage ($T_{consi-CH2}$ et V_{tot}) et la seconde analyse l'influence des gains du contrôleur (K_{IN} et K_{OUT}). Pour chacune de ces deux analyses, lorsqu'on étudie l'influence de deux paramètres, on utilise les résultats obtenus et moyennés pour les deux autres paramètres, qui ne sont donc pas considérés.

Lorsqu'on étudie les résultats de l'optimisation de la chaufferie, on considère les résultats pour les neuf variables, les consommations totales en combustible de la chaufferie (bois, gaz et fioul) et les six critères de coût définis dans la première partie de ce chapitre et définissant la stratégie de contrôle.

6.4.1.2 Impact du volume de stockage et de la température de consigne de la chaudière bois

6.4.1.2.1 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de combustible

La première étude porte sur l'analyse de l'influence du volume de stockage et de la température de consigne de la chaudière bois. Intéressons-nous tout d'abord à l'impact sur la consommation de combustible. Les figures suivantes présentent respectivement la consommation de gaz, de bois et de fioul en fonction des deux paramètres d'étude.

Concernant la consommation de gaz (figure 6.13), on peut remarquer que le paramètre qui influe le plus est la température de consigne de la chaudière bois. Sur son intervalle de variation, entre 92 °C et 97 °C, la consommation évolue d'environ 55 000 m^3 à environ 17 200 m^3, soit une variation du simple au triple. Ce résultat s'explique facilement par le fait qu'une température de consigne pour la chaudière bois, toujours élevée, permet de stocker de l'énergie dans le réseau (inertie de la chaufferie et du réseau de chaleur) mais aussi dans la cuve de stockage. Cette énergie peut donc être réutilisée pendant les périodes de grand froid pour relever la température au départ du réseau et pour retarder ou empêcher la chaudière à gaz de démarrer. En revanche, l'influence du volume de la cuve de stockage est plus faible sur les résultats. Pour une température de consigne de 92 °C, on note cependant une diminution de 1500 m^3 de gaz consommé pour un volume de stockage de 1000 m^3. À 97 °C c'est le contraire, le volume optimal est de 3500 m^3 mais l'économie par rapport à un volume de stockage plus faible est seulement de l'ordre de quelques centaines de mètres cube de gaz.

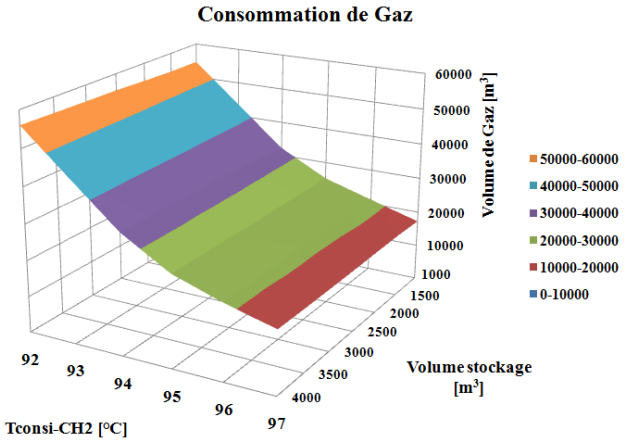


Figure 6.13 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de gaz

La consommation de fioul (figure 6.14) semble suivre une tendance similaire puisque l'utilisation du fioul a lieu lorsque la quantité de gaz consommée à atteint sa limite journalière. Ainsi, moins de consommation de gaz entraîne moins de dépassement de ce seuil et donc moins de consommation de fioul. L'augmentation de la température de consigne permet de gagner près de 10 600 l de fioul en réduisant la consommation à 2900 l. L'utilisation d'un grand volume de stockage permet de gagner, avec cette haute température de consigne, près de 200 l par rapport à un volume plus restreint. Remarquons cependant qu'il existe, pour une température de consigne de 95 °C, un minimum local qui peut s'expliquer par une bonne répartition de la consommation de gaz qui n'entraîne pas de dépassement de son seuil d'utilisation maximum.

Si on prête attention à la consommation de bois, l'influence est totalement contraire, une consigne de température élevée entraînant une plus forte consommation de bois. Ceci est tout à fait cohérent car la chaudière doit fournir une puissance de chauffe plus importante pour amener l'eau à une température plus élevée. Elle consomme donc plus de bois. La variation est cependant assez faible car cette chaudière module en fin de compte assez peu sa consommation, elle est en effet contrainte à une consommation maximale toutes les heures, assez peu éloignée de sa moyenne de fonctionnement. Notons que l'influence du volume de la cuve de stockage est ici plus importante car, lorsque c'est possible, une partie de l'eau chaude produite par la chaudière à bois est stockée dans la cuve. Ceci participe donc à la diminution de la température de l'eau au retour de la chaudière. Le volume d'eau chaude stocké augmentant avec la taille de la cuve de stockage, la chaudière à bois doit donc consommer plus de bois pour participer au remplissage de la cuve en eau chaude.

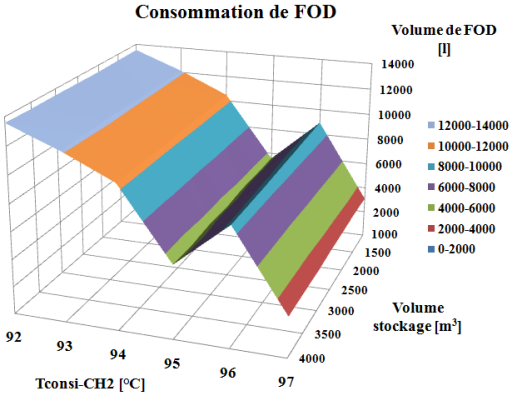


Figure 6.14 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de fioul

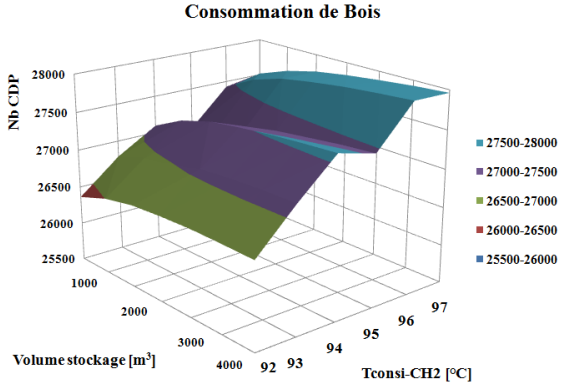


Figure 6.15 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur la consommation de bois

6.4.1.2.2 Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur les critères de coût

Grâce aux consommations de combustibles et à la connaissance des coûts unitaires d'utilisation de ces énergies, on peut calculer pour chaque simulation les critères proposés. Le premier, le critère économique, définit le prix d'achat des combustibles utilisés (figure 6.16). On peut noter que sa tendance suit assez bien celle du gaz. En effet, même si dans le même temps la consommation de gaz-fioul et de bois s'opposent, le prix d'achat beaucoup plus élevé des énergies fossiles et la variation relativement faible de la consommation de bois, font que le prix le plus bas est obtenu avec la consigne de température la plus élevée (95 °C). Le volume de la cuve de stockage induit une variation plus faible d'environ 1 k€ à l'avantage d'un volume de 1000 m^3.

Le critère J_2 fait référence au suivi de consigne de température au départ du réseau. Il est *a priori* normal d'observer que l'écart de consigne par valeur inférieure est plus important avec une consigne de température plus faible pour la chaudière à bois. En effet, en imposant une consigne faible, la chaudière à bois n'est pas en mesure de satisfaire la température désirée au départ du réseau. Cet écart atteint presque 1 °C en moyenne pour une température de consigne de 92 °C, ce qui n'est pas acceptable. C'est la chaudière à gaz qui est alors

enclenchée pour compenser ce manque de puissance. L'utilisation d'un grand volume de stockage montre ici son importance car il permet parfois de réduire l'écart pour une même température de consigne d'environ un dixième de degré Celsius, ce qui n'est pas négligeable.

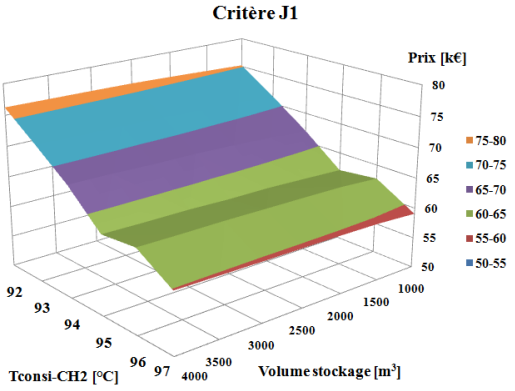


Figure 6.16 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J1

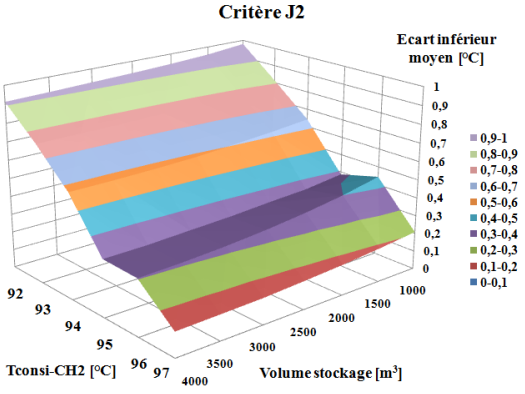


Figure 6.17 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J2

Les deux critères jugeant de l'efficacité énergétique sont le critère J_3 (figure 6.18) et J_4 (figure 6.19). Le premier montre la puissance d'énergie primaire utilisée. La surface de ce critère possède une pente moins prononcée car, bien qu'une réduction de la consommation de gaz diminue la part d'énergie fossile utilisée, l'utilisation du bois augmente, ce qui atténue la décroissance lorsque la température de consigne augmente. Le stockage joue ici un rôle (100 MWh) qui n'est pas complètement négligeable par rapport à la variation globale observée (400 MWh). En effet, un plus grand volume de stockage pour la cuve va favoriser, comme on l'a vu, une plus grande consommation de bois.

Le taux de couverture des énergies fossiles évolue beaucoup plus rapidement puisqu'il bénéficie à la fois d'une plus grande consommation de bois et d'une moins grande consommation de gaz et de fioul. Il passe, ainsi, d'environ 17 % à environ 5 %.

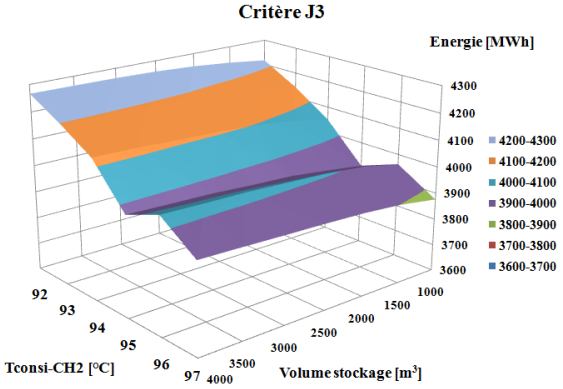


Figure 6.18 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J3

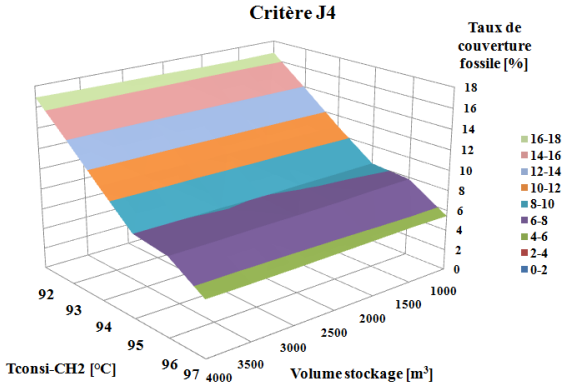


Figure 6.19 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J4

Le critère relatif aux émissions de CO_2 permet une interprétation environnementale du fonctionnement de la chaufferie. On remarque que le profil de la surface représentée par la figure 6.20 suit principalement celui de la consommation de gaz et de fioul, puisque ce sont les énergies fossiles qui émettent le plus de gaz à effet

de serre pendant leur cycle de vie. Ainsi, une température de consigne élevée permet de diminuer de plus de moitié les émissions, comparées à celles obtenues pour une température de consigne faible (96 tCO_2). La variation du volume de stockage joue pour seulement quelques tonnes de CO_2 émises en moins.

Le dernier critère qui fait référence à la performance générale de la chaufferie, puisqu'il prend en compte tous les critères précédents, évolue logiquement de la même façon, avec une orientation vers le minimum pour une température de consigne élevée (figure 6.21). Une valeur égale à 100 % indiquant une performance globale de la chaufferie sans stockage. Avec une valeur de consigne plus élevée, le critère peut être amélioré de 30 points (diminution). Il peut être dégradé de 40 points (augmentation) avec la plus faible température de consigne. L'influence du volume de la cuve de stockage sur ce critère peut aller jusqu'à 2 points, en favorisant le volume de stockage le plus élevé (4000 m^3).

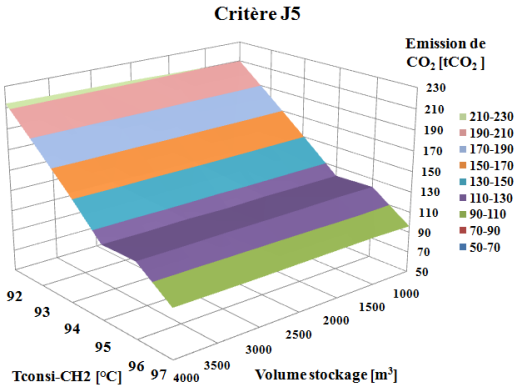


Figure 6.20 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J5

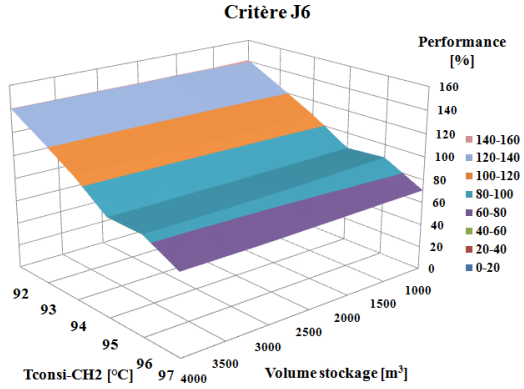


Figure 6.21 – Impact de V_{tot} et $T_{consi-CH2}$ sur le critère J6

6.4.1.3 Impact des gains K_{IN} et K_{OUT}

6.4.1.3.1 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de combustible

Le même type d'analyse est effectué dans les paragraphes suivants concernant l'influence des gains du contrôleur K_{IN} et K_{OUT}. Pour la consommation de combustible, on peut voir que le gain K_{IN} permet, avec des valeurs élevées, de faire baisser la consommation de gaz (figure 6.22). En effet, en ayant fait entrer efficacement de l'eau chaude dans la cuve on constitue une bonne réserve d'énergie, prête à être utilisée lorsque le besoin s'en fait sentir et éviter ainsi d'allumer la chaudière gaz. L'influence de K_{OUT} est moins évidente, si ce n'est qu'une valeur trop élevée peu conduire à utiliser trop d'eau de la cuve pas assez chaude, abaisser la température de l'eau au départ du réseau et accélérer parfois le démarrage de la chaudière gaz.

La consommation de bois suit logiquement une tendance inversée. En effet, si on autorise à faire pénétrer rapidement de l'eau dans la cuve, c'est autant de puissance à fournir par la chaudière à bois et cela se traduit par une augmentation de la consommation de bois pour de fortes de valeur de K_{IN}.

Pour la consommation de fioul, l'influence est quasiment identique à celle du gaz. Des débits de stockage importants permettent une économie d'abord sur le gaz puis sur le fioul, dont l'utilisation arrive après celle du gaz.

6.4.1.3.2 Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur les critères de coût

Le critère économique J_1 présente clairement un minimum pour $K_{IN} = 0,6$ et $K_{OUT} = 0,4$, même si la variation globale reste assez faible, moins de 1 k€, comme le montre la figure 6.25.

Le critère rendant compte de l'écart moyen du suivi de consigne par valeur inférieure (J_2) (figure 6.26) met en avant la prédominance du gain agissant sur le débit entrant. La constitution rapide d'un volume

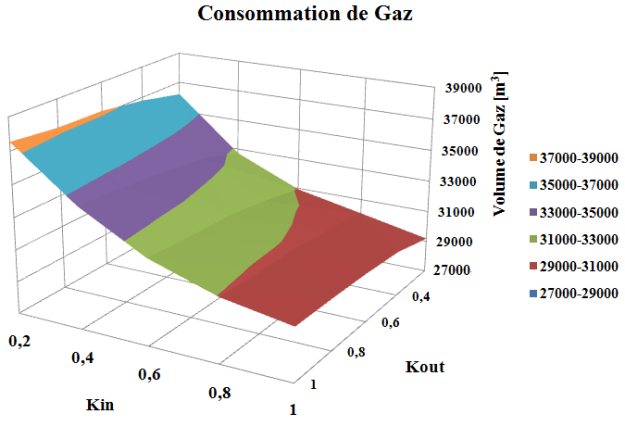


Figure 6.22 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de gaz

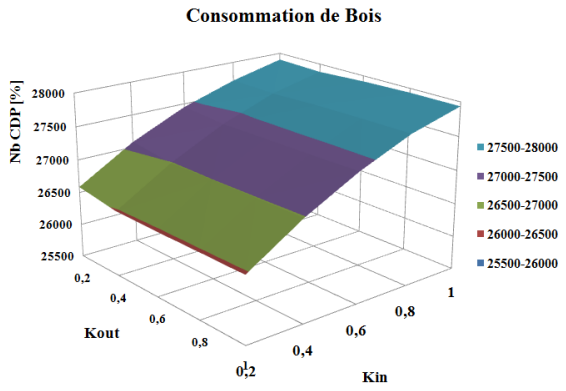


Figure 6.23 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de bois

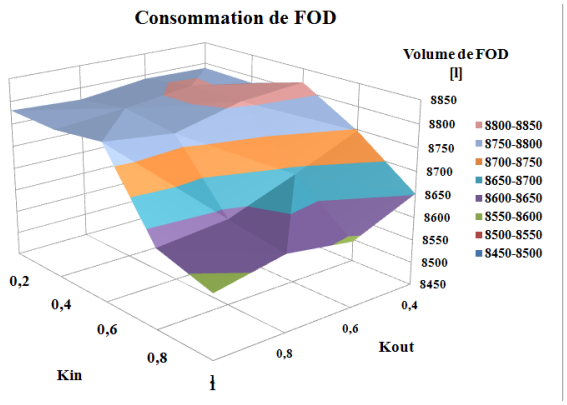


Figure 6.24 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur la consommation de fioul

conséquent d'eau chaude permet son utilisation par la suite pour minimiser l'écart de consigne, lorsque la température au départ de la bouteille est trop faible par rapport à la consigne de température au départ du réseau. Grâce à ce critère on se rend compte qu'une valeur importante pour K_{OUT} permet également de diminuer cet écart moyen d'un demi dixième de degré.

Concernant l'utilisation de l'énergie, il est cohérent de retrouver qu'une forte valeur pour K_{IN}, c'est-à-dire un fort débit entrant dans la cuve, augmente l'énergie utilisée par la chaufferie. Cela est principalement dû à la consommation de bois qui augmente pour remplir la cuve d'eau chaude.

Le taux de couverture de l'énergie fossile évolue très favorablement à un K_{IN} maximal, comme on peu le voir sur la figure 6.28. Cela permet de diminuer ce critère d'environ 2 points par rapport à sa valeur maximale (K_{IN} minimal).

La consommation d'énergies fossile influe proportionnellement sur les émissions de CO_2 (figure 6.29). C'est donc sans surprise que les émissions baissent lorsque la cuve de stockage est remplie rapidement et augmentent lorsqu'elle est remplie plus lentement.

Au final, la performance (figure 6.30) de la régulation (critère J_6) varie presque linéairement en fonction de K_{IN} et atteint 97 %. L'influence plus modeste de K_{OUT} permet toutefois de gagner, avec une valeur maximale, près d'un point et demi de performance.

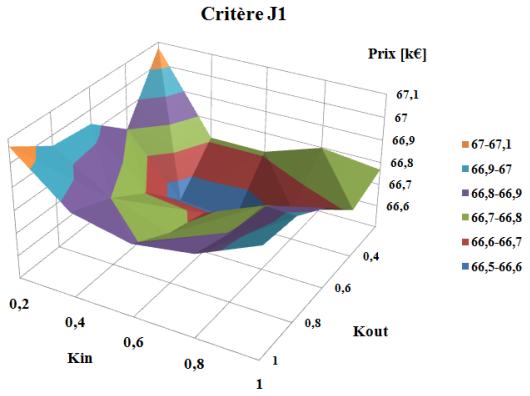


Figure 6.25 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J1

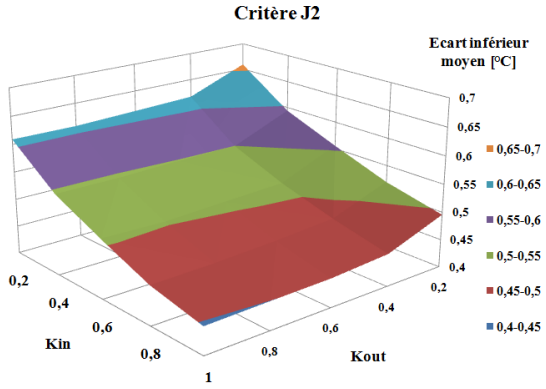


Figure 6.26 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J2

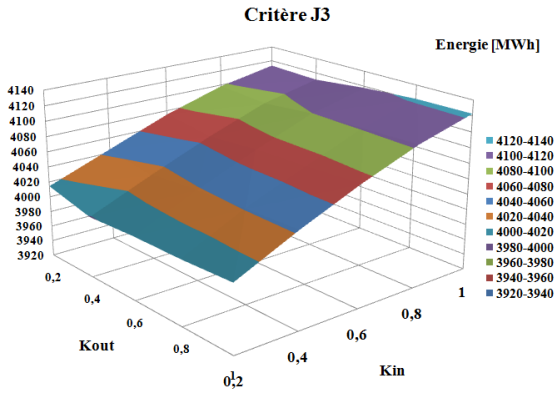


Figure 6.27 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J3

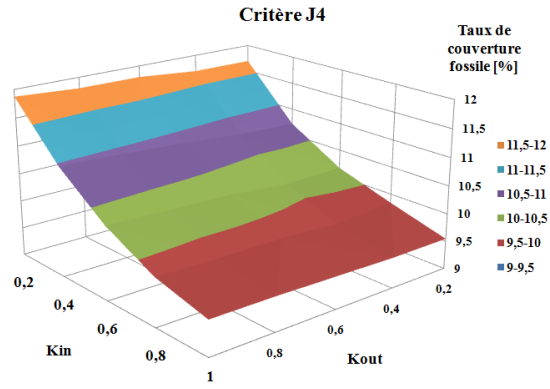


Figure 6.28 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J4

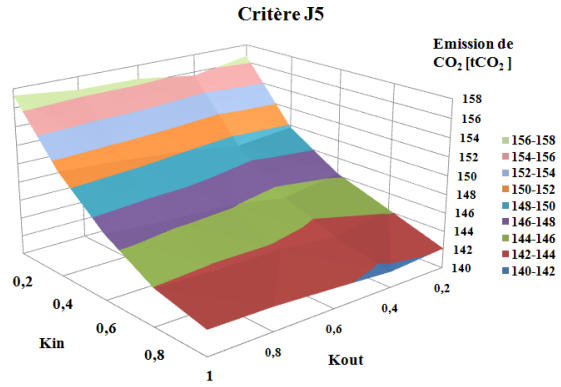


Figure 6.29 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J5

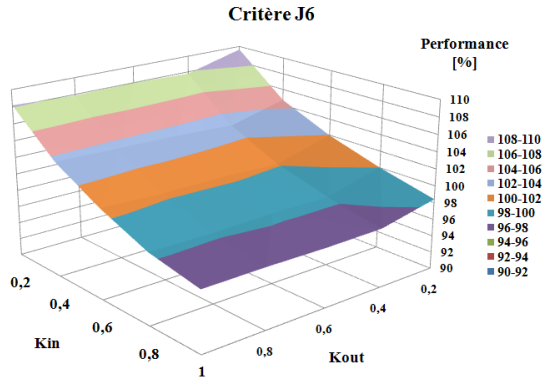


Figure 6.30 – Impact de K_{IN} et K_{OUT} sur le critère J6

6.4.2 Contrôleur prédictif

6.4.2.1 Essais réalisés

Ce second contrôleur possède également des paramètres qui ont été définis pour réaliser des simulations, tels que le choix de l'horizon de prédiction, de l'horizon de commande, du temps alloué à l'optimiseur ou du sous-échantillonnage. Ces paramètres ont tous déjà été définis dans la partie précédente. Il reste cependant à choisir la fonction objectif qui sera utilisée par l'optimiseur. Notre choix s'est porté sur le critère J_1, qui décrit le prix d'utilisation total des trois énergies sur l'horizon de prédiction, car il s'agit du critère le plus important pour notre partenaire industriel qui espère montrer qu'il est possible de réduire le coût de fonctionnement de la chaufferie pour un service rendu identique.

Nous avons cependant continué l'étude de l'influence du volume de la cuve de stockage V_{tot} sur la performance du système. C'est pourquoi nous proposons d'étudier l'évolution des différentes consommations énergétiques et des six critères de performance sur l'ensemble des 45 jours de simulation.

6.4.2.2 Impact du volume de stockage sur la consommation de combustible

Tout d'abord, intéressons-nous à l'influence du stockage et du contrôleur prédictif (figure 6.31). Il apparaît que ce type de contrôleur, associé à une cuve de stockage d'au moins $500\,m^3$, permet de diminuer la consommation de gaz de presque 50 %. On remarque également qu'une augmentation du volume de la cuve de stockage permet d'abaisser encore un peu cette consommation.

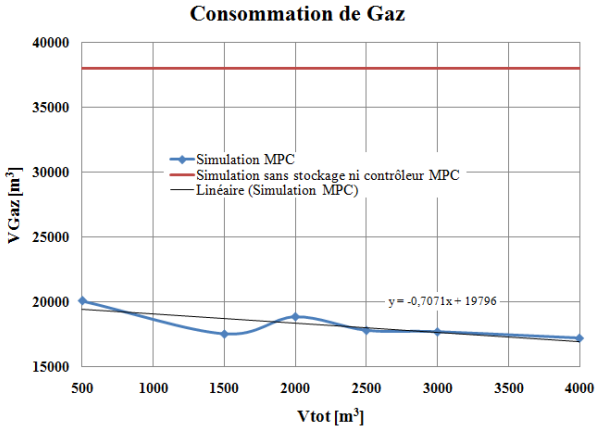


Figure 6.31 – Impact de V_{tot} sur la consommation de gaz

Concernant la consommation de bois, elle aussi est diminuée mais faiblement avec le contrôleur MPC, puisqu'il faut satisfaire la puissance demandée par le réseau. L'augmentation du volume de la cuve de stockage énergétique (figure 6.32) augmente cette consommation car stocker un plus grand volume d'eau chaude nécessite de consommer du bois. La possibilité de jouer sur la consigne de température de la chaudière bois permet au contrôleur de ne recharger la partie supérieure de la cuve, en utilisant plus de bois, qu'à certains moments de la journée et si c'est nécessaire, pour un horizon qui reste assez court. Ce mode de fonctionnement est plus intelligent que celui du contrôleur simple et permet d'économiser faiblement sur le bois consommé. Notons cependant qu'avec un plus grand volume de stockage, la consommation de bois est à la hausse car le contrôleur peut stocker plus d'eau chaude fournie par la chaudière à bois.

La consommation de fioul, si elle est diminuée par l'ajout d'un système de stockage et l'utilisation d'un contrôleur prédictif, est fortement dépendante du volume de ce système (figure 6.33). Ceci peut être dû à une moins bonne répartition de la consommation de gaz sur la période considérée, ce qui conduit, certains jours,

à devoir consommer plus de fioul. Cela est également lié à l'optimisation numérique qui, limitée en partie dans son action, peut ne pas toujours déterminer le meilleur optimum.

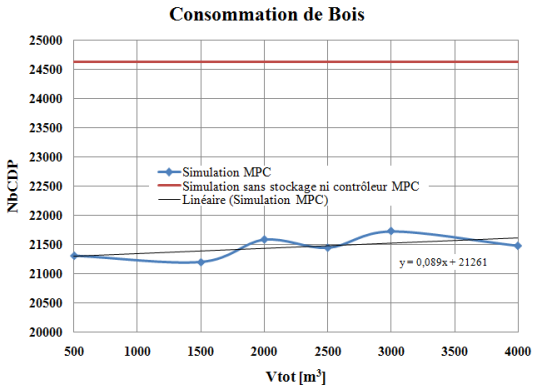


Figure 6.32 – Impact de V_{tot} sur la consommation de bois

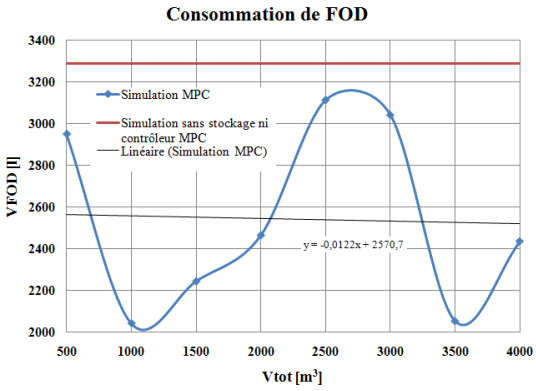


Figure 6.33 – Impact de V_{tot} sur la consommation de fioul

6.4.2.3 Impact du volume de stockage sur les critères de coût

L'évolution du critère basé sur le prix d'utilisation des énergies primaires, J_1, en fonction du volume de la cuve de stockage est détaillée par la figure 6.34. Remarquons simplement que le prix est diminué en moyenne d'environ 10 k€, ce qui n'est pas négligeable. L'augmentation de la taille de la cuve de stockage provoque une évolution quasiment constante. En effet, les petites économies sur le gaz obtenues avec une augmentation du volume de stockage sont compensées par l'augmentation de la consommation de bois. Le minimum local observé pour 1500 m^3 est principalement dû à la très faible consommation de fioul.

La figure 6.35 montre que les dépassements par valeur inférieure de la consigne de température au départ du réseau sont fortement atténués par la présence du contrôleur prédictif et du système de stockage. En effet, le contrôleur peut stocker et utiliser l'eau chaude pour limiter, sur de longues périodes, la diminution de la température au départ du réseau et éviter ainsi qu'elle ne passe en dessous de la consigne. Cependant, la variation moyenne de ces dépassements ne semble pas dépendre (de façon globale) du volume de la cuve de stockage (critère J_2).

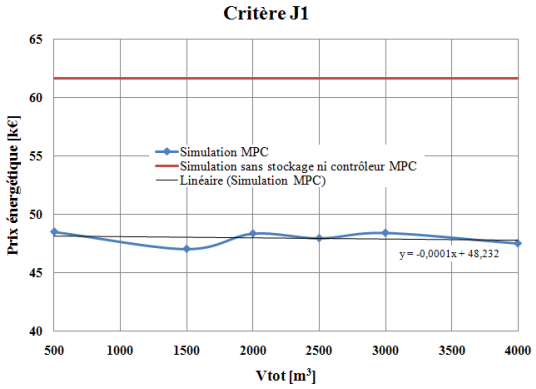


Figure 6.34 – Impact de V_{tot} sur le critère J1

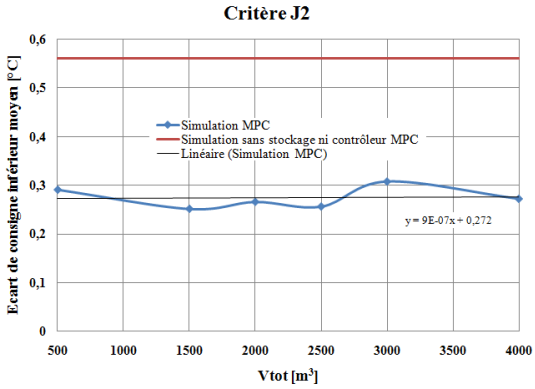


Figure 6.35 – Impact de V_{tot} sur le critère J2

Le contrôleur MPC permet d'améliorer l'efficacité énergétique de la chaudière d'environ 600 MWh, comme

on peut le voir sur la figure 6.36. L'évolution du critère J_3, la consommation d'énergie primaire de la chaufferie, suit une tendance générale très légèrement à la hausse, en fonction du volume de la cuve de stockage sur les différentes consommation d'énergies. Ceci peut s'expliquer par la consommation de bois qui est aussi en légère augmentation lorsque le volume de la cuve augmente.

Le taux de couverture de l'énergie fossile (critère J_4) bénéficie quant à lui de l'augmentation du volume de la cuve de stockage (figure 6.37) en raison du fait que la consommation de bois augmente légèrement et que, dans un même temps, la consommation de gaz diminue. Notons que l'amélioration moyenne obtenue avec ce contrôleur, par rapport à un scénario de gestion classique de la chaufferie sans stockage, est ici de 4 points.

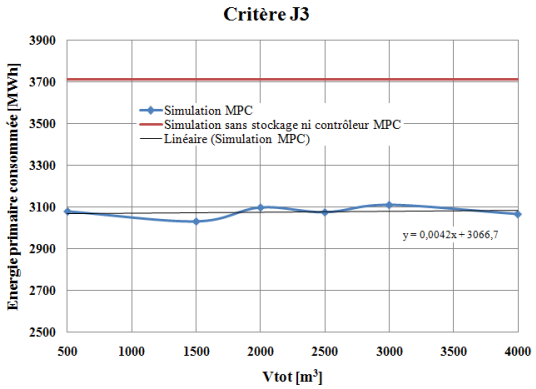


Figure 6.36 – Impact de V_{tot} sur le critère J3

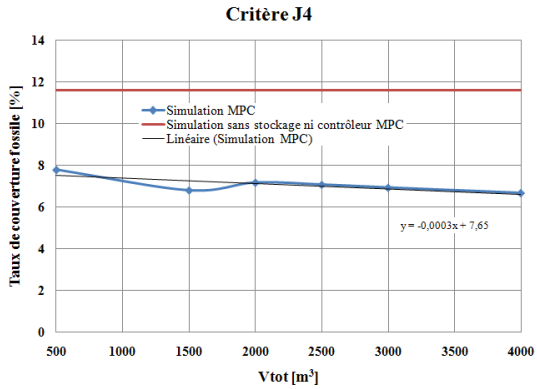


Figure 6.37 – Impact de V_{tot} sur le critère J4

Les émissions de CO_2 (critère J_5) suivant globalement l'évolution conjuguée du gaz et du fioul consommés, l'évolution en fonction du volume de la cuve de stockage est assez faible mais diminue globalement un petit peu lorsque ce dernier augmente (figure 6.38). Pour les mêmes raisons, les économies de gaz et de fioul visibles sur les premières figures aboutissent à une baisse importante des émissions de gaz à effet de serre sur la période complète, de l'ordre de $50\,tCO_2$.

Le critère J_6, qui décrit la performance de la régulation, varie peu en fonction du volume de la cuve de stockage mais indique que le contrôleur permet d'en améliorer le fonctionnement d'environ 30 points, comme le montre la figure 6.39.

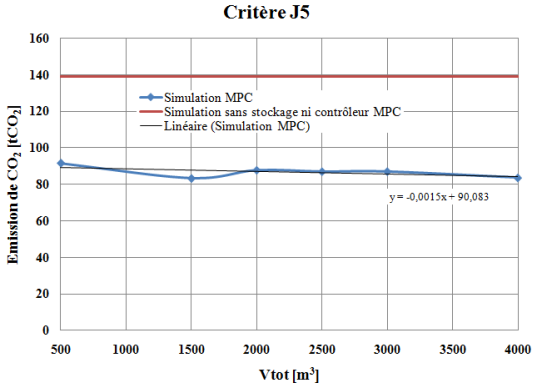


Figure 6.38 – Impact de V_{tot} sur le critère J5

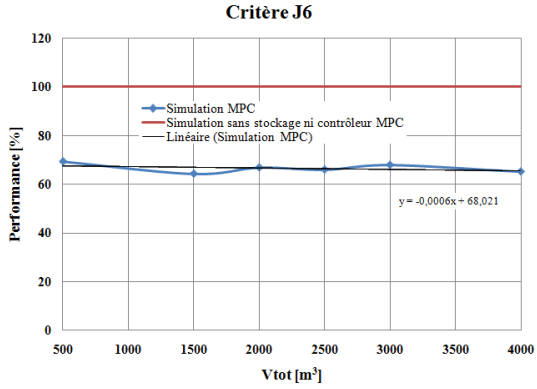


Figure 6.39 – Impact de V_{tot} sur le critère J6

6.4.3 Synthèse des résultats

6.4.3.1 Configurations remarquables

Certaines configurations testées en simulation sont plus intéressantes que d'autres car elles minimisent l'un ou l'autre des critères de la stratégie de chauffe, que ce soit avec le contrôleur simple ou avec le contrôleur prédictif. Ces configurations remarquables sont regroupées dans le tableau 6.3. La première, désignée sous la dénomination de *Référence*, est le résultat d'une simulation avec le modèle de la chaufferie actuelle, qui n'intègre donc ni module de stockage ni contrôleur additionnel. Les résultats sont, à la précision du modèle près, identiques à ceux des relevés expérimentaux. Les cinq configurations suivantes minimisent un des critères avec le régulateur simple.

La configuration CS_1 minimise la consommation de bois, la configuration CS_2 minimise à la fois la consommation de gaz et les émissions de gaz à effet de serre, la configuration CS_3 minimise la consommation de fioul et l'énergie primaire consommée par la combustion (critère J_3), la configuration CS_4 minimise le prix d'utilisation total des combustibles (critère J_1), et, enfin, la configuration CS_5 minimise l'écart de consigne inférieur moyen pour la température au départ du réseau (critère J_2), le taux de couverture de l'énergie fossile (critère J_4) et le critère de performance J_6. La configuration retenue pour le contrôleur MPC, pour un volume de stockage de 1500 m^3, minimise le critère financier J_1 ainsi que la consommation de bois et de fioul et les critères J_2, J_3, J_5 et J_6.

Critère		Configuration						
Type	Unité	Référence	CS_1	CS_2	CS_3	CS_4	CS_5	MPC
V_{tot}	m^3	0	3500	3000	4000	1000	4000	1500
$T_{consi-CH2}$	°C	-	92	97	97	97	97	-
K_{IN}	-	-	0,2	1	0,2	0,6	1	-
K_{OUT}	-	-	0,4	0,6	0,6	0,2	0,8	-
$NbCP$	-	24 635	25 486	28 208	27 262	27 555	28 418	21 203
V_{Gaz}	m^3	38 001	59 901	15 815	20 376	17 070	15 796	17 533
V_{FOD}	l	3287	13 676	3027	2445	3089	2993	2244
J_1	k€	61,62	75,64	59,79	59,52	59,07	60,16	47,07
J_2	°C	0,56	1,002	0,096	0,227	0,191	0,072	0,252
J_3	MWh	3712	4157	3953	3869	3880	3980	3030
J_4	%	11,6	18,34	4,95	6,15	5,40	4,90	6,80
J_5	tCO_2	139,1	221,0	93,8	100,9	95,8	94,1	83,3
J_6	%	100	146,1	66,2	73,4	69,9	65,5	64,3

Tableau 6.3 – Configurations remarquables

L'analyse des résultats de ce tableau montre l'intérêt d'utiliser le contrôleur prédictif. En effet, au prix d'une complexité un peu plus importante pour son développement, il présente des performances qui sont globalement très bonnes, même si certaines configurations du contrôleur simple lui sont supérieures, mais seulement pour un ou deux domaines particuliers. Dans tous les cas, il permet une amélioration significative du fonctionnement de la chaufferie comparativement à son fonctionnement lorsqu'elle ne comporte ni module de stockage ni contrôleur amélioré.

En effet, la commande prédictive obtient le meilleur critère de performance (64,3 %), soit une amélioration de 35 points par rapport à la configuration de référence. Ce résultat est meilleur (−1,2 points) que celui obtenu avec le contrôleur simple (configuration CS_5) qui minimise ce critère (65,5 %).

La fonction objectif du contrôleur prédictif étant basée sur le critère J_1, c'est-à-dire le coût financier de

l'énergie primaire consommée, c'est tout naturellement qu'il obtient les meilleurs résultats et qu'il permet d'obtenir, avec un coût de 47,07 k€, une économie de 14,55 k€ par rapport au scénario de référence (61,62 k€), soit une baisse de 23,6 %. Il s'agit d'un des critères pour lesquels le contrôleur prédictif donne des résultats bien meilleurs que ceux obtenus avec le contrôleur simple, dont le meilleur résultat est obtenu pour 59,07 k€.

Le contrôleur prédictif permet de réduire fortement la consommation de combustible. Sa capacité à adapter le fonctionnement de la chaudière à bois permet d'économiser près de 13,9 % de bois alors que les autres configurations induisent une augmentation de sa consommation. Le volume de gaz consommé est diminué de 20 468 m^3, soit une baisse de 53,9 %, ce qui est certes un peu moins bon que les 22 186 m^3 de la configuration CS_2 mais est tout de même très significatif. De la même façon, 1043 l de fioul sont consommés en moins, soit une diminution de 31,7 %, ce qui place le contrôleur MPC devant toutes configurations du contrôleur simple.

Un des points sur lesquels le contrôleur prédictif est plus laxiste, et cela vient de la fonction objectif choisie, est l'écart de consigne moyen par valeur inférieure de la température au départ du réseau qui est égale à 0,252 °C. Bien que par rapport au scénario de référence cela représente une amélioration de 0,308 °C, soit 55 % de diminution, certaines configuration, telles que la CS_5, font bien mieux avec près de 87 % de diminution.

Cependant, l'efficacité énergétique est au rendez-vous puisque le fonctionnement de la chaufferie est assuré avec un minimum d'énergie consommée, soit une diminution de 682 MWh. En raison d'une consommation de bois plus faible, le taux de couverture des énergies fossiles est relevé par rapport aux autres configurations mais cela n'infirme en rien les bonnes performances obtenues puisque le taux est quand même baissé de 4,87 points par rapport à la référence.

Enfin, du point de vue environnemental, ce contrôleur se détache du lot puisqu'il permet sur la période considérée une diminution substantielle des émissions de CO_2 ($-55{,}8\,tCO_2$), loin devant les autres configurations.

L'ensemble des simulations a montré une faible variation des résultats en fonction du volume de la cuve de stockage, que ce soit avec le contrôleur prédictif ou le contrôleur simple, et ce en dehors de certains cas particuliers. On peut expliquer ces résultats par le fait que nous avons basé notre étude sur un module de stockage présentant une stratification importante de la chaleur. Ainsi, en conservant toujours une stratification, on peut parfaitement utiliser un volume de stockage plus grand que nécessaire sans que les résultats n'en soient fortement modifiés. Au lieu que le volume d'eau chaude soit stockée dans l'ensemble des strates de la cuve, il est stocké uniquement dans les parties supérieures. L'importance d'un grand volume de stockage n'est alors visible que lorsqu'on a besoin pendant longtemps d'une importante quantité de chaleur. En dehors de ces cas, un volume plus petit est souvent suffisant pour lisser l'énergie fournie au réseau de chaleur.

6.4.3.2 Analyse temporelle de l'influence du module de stockage et des contrôleurs

Afin de comprendre comment est utilisée la cuve de stockage par les contrôleurs nous présentons à travers les figures suivantes la consommation de gaz au cours de la simulation (qui est comparée à la consommation réelle de la chaufferie sans stockage ni contrôle) ainsi que les différentes températures influant sur le stockage au départ du réseau de chaleur (température de consigne de l'eau au départ du réseau, température de l'eau au départ de la bouteille de découplage hydraulique, température de l'eau dans la partie supérieure de la cuve et température de l'eau au départ du réseau de chaleur).

Les figures 6.40 et 6.41 présentent respectivement les consommations de gaz obtenues pour la configuration CS_4 du contrôleur simple, minimisant le critère de coût financier (J_1), et pour le contrôleur MPC. Les profils de la consommation de gaz sont similaires, les appels de puissance se faisant à peu près au mêmes moments. Pour des jours pas trop froids, la chaudière à gaz n'étant utilisée que modérément, l'amélioration apportée par le stockage est importante puisqu'elle permet d'économiser presque la totalité du gaz utilisé pendant ces période en réutilisant, pendant les pics de consommation, l'énergie stockée un peu plus tôt. Cependant, lorsqu'on fait face à des jours très froids, le stockage est épuisé rapidement et ne permet pas d'éviter une grande consommation de gaz, parfois même en allant jusqu'à utiliser le fioul en remplacement du gaz.

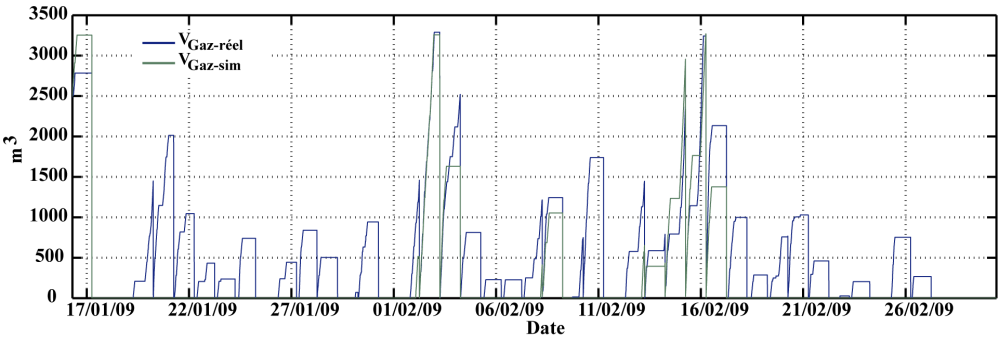


Figure 6.40 – Consommation de gaz avec la configuration CS_4

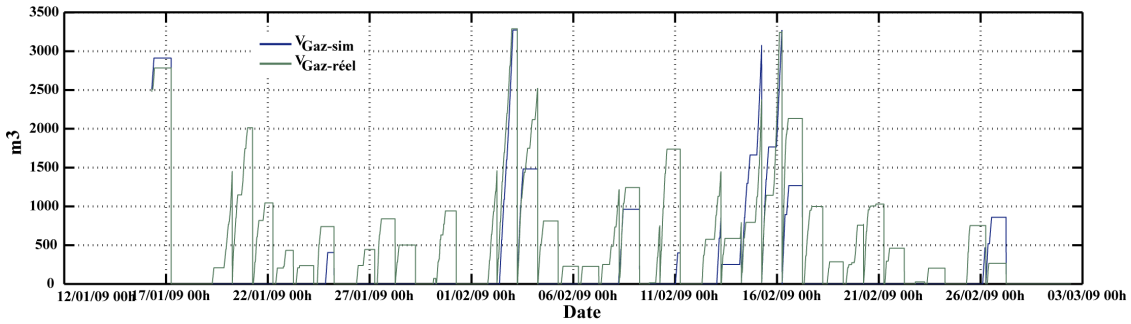


Figure 6.41 – Consommation de gaz avec le MPC

Pour ces mêmes configurations remarquables, sont représentées les températures influentes au départ du réseau de chaleur. La figure 6.42, montre pour la configuration CS_4, ces températures pour toute la simulation alors que la figure 6.43 détaille leurs comportements pour un jour particulier avec le contrôleur MPC. On note que le mode de fonctionnement est bien celui attendu. Lorsque la température au départ de la bouteille passe en dessous de celle de la consigne de température du réseau, cette baisse est enrayée par l'utilisation de l'eau chaude présente dans la cuve de stockage. On peut voir le résultat sur la température au départ du réseau qui ne descend que très faiblement en dessous de la température de consigne. L'utilisation du stockage est également visible sur la température de l'eau présente dans la partie supérieure de la cuve qui diminue lorsqu'elle est injectée sur le réseau. En l'absence d'utilisation de la cuve en mode déstockage, de l'eau chaude y est injectée et fait augmenter la température des couches supérieures.

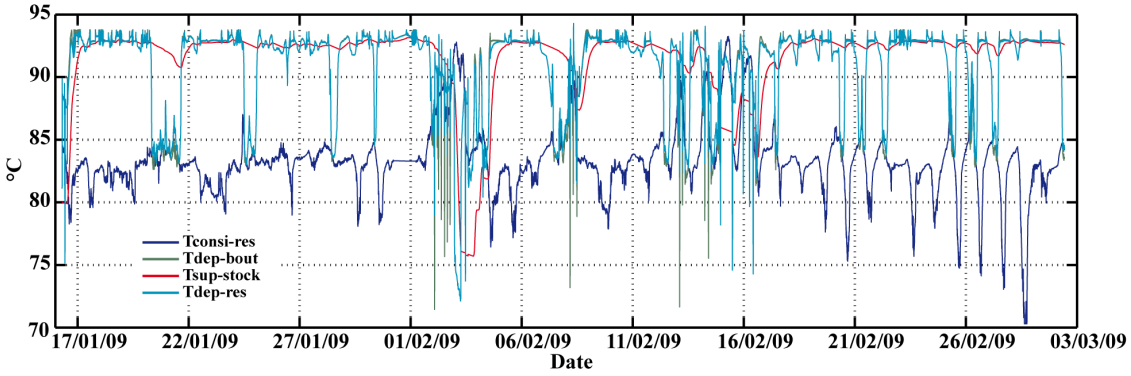


Figure 6.42 – Différentes températures au départ du réseau avec la configuration CS_4

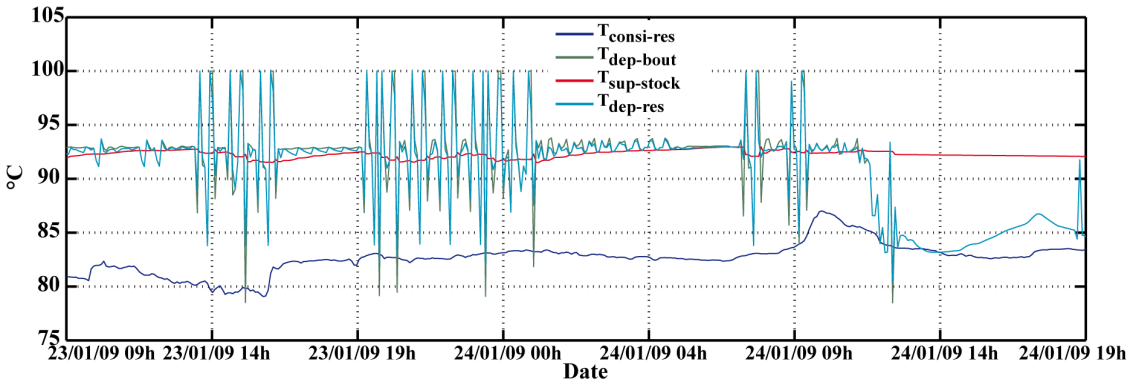


Figure 6.43 – Différentes températures au départ du réseau avec le MPC

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, une optimisation de la chaufferie de La Rochelle a été présentée. Pour cela, des stratégies de gestion optimale de l'énergie ont été définies. Deux types de contrôleurs ont été proposés. Le premier, basé sur des règles simples, et le second, exploitant des prédictions de la température extérieure et de la puissance thermique consommée pour anticiper le comportement de la chaufferie et en optimiser le fonctionnement sur une fenêtre de prédiction glissante.

Ce travail, grâce à l'analyse des résultats de simulation, a permis d'étudier l'influence de différents paramètres, dont le volume de la cuve de stockage, et de choisir les valeurs qui étaient les plus adaptées à l'optimisation du fonctionnement de la chaufferie.

Nous avons pu constater l'intérêt, quelque soit le type de contrôleur associé, d'utiliser un système de stockage, notamment pour économiser une grande partie des énergie fossiles aujourd'hui utilisées. Le recours à une commande prédictive pour gérer le système de stockage énergétique se révèle particulièrement efficace et conduit à un économie significative pour l'ensemble des énergies utilisées. Elle obtient, entre autres, le meilleur index de performance global ainsi que l'économie financière la plus importante.

Ce travail ouvre la voie à beaucoup d'autres travaux. Le premier, et non des moindres, est celui présenté par la partie inférieure de la figure 6.1. Il s'agit d'implanter les outils développés et présentés dans ce chapitre sur l'installation réelle et de valider leur fonctionnement en conditions réelles.

Avant de passer à ce travail expérimental, il est possible de continuer le travail d'optimisation en simulation. Concernant le type de contrôleurs, d'autres approches peuvent être exploitées, par exemple en se basant sur l'intelligence artificielle, telle que la logique floue présentée dans le chapitre 2 qui est intéressante puisqu'elle permet de prendre en compte la connaissance experte du système, ou bien les réseaux de neurones artificiels qui ont une grande capacité d'apprentissage et de généralisation. On pourrait également se tourner vers des structures de contrôle plus traditionnels telles que de la commande optimale. Quel que soit le type de contrôleur utilisé il serait intéressant essayer de modifier l'architecture de la commande en permettant au régulateur de manipuler d'autres variables telles que le débit du réseau ou les autres températures de consigne. Il est aussi possible d'améliorer la stratégie de contrôle en choisissant de nouvelles fonctions à optimiser.

D'un point de vue de l'architecture du système, comme vu dans les perspectives du chapitre 4, un second schéma hydraulique est envisagé pour connecter la cuve de stockage à la chaufferie, en la positionnant en lieu et place de la bouteille de découplage hydraulique et en asservissant le recyclage de l'eau traversant les chaudières. Ainsi, il faudrait adapter les contrôleurs développés dans ce chapitre pour qu'ils puissent fonctionner avec cette nouvelle configuration, principalement en adaptant le modèle de la chaufferie, nécessaire au fonctionnement du contrôleur prédictif.

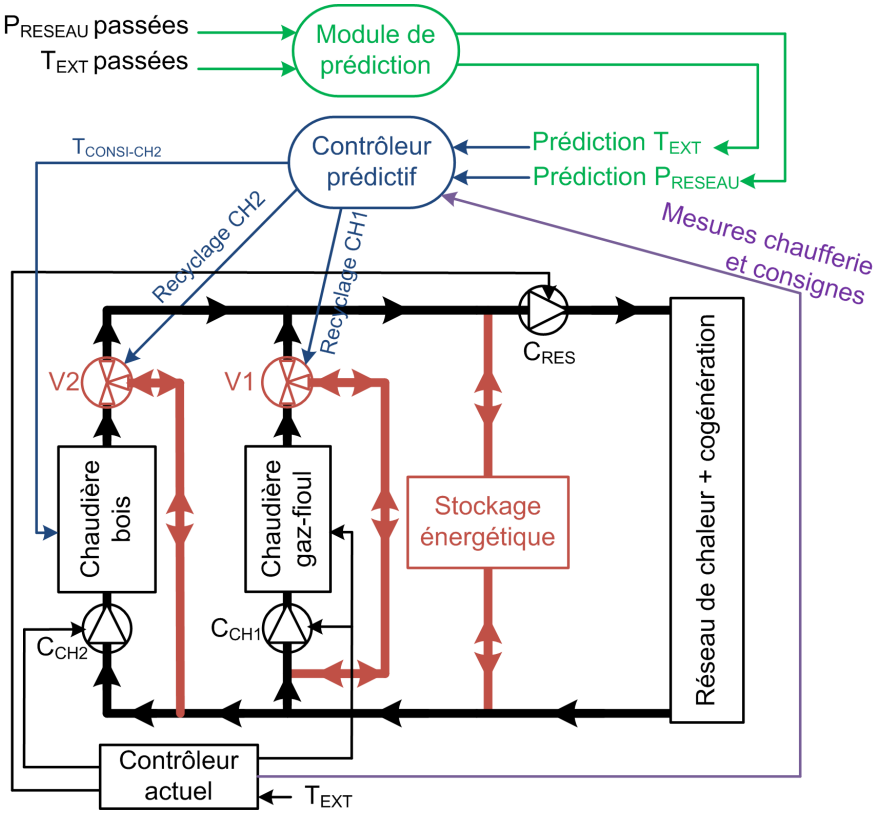


Figure 6.44 – Contrôleur prédictif (Configuration alternative)

Conclusion générale et perspectives

Conclusion

L'objectif du travail de recherche présenté par cette thèse a été d'élaborer une méthodologie pour l'optimisation des systèmes de chauffage de bâtiments à travers l'étude d'un cas particulier, une chaufferie collective alimentant via un réseau de chaleur hydraulique un quartier résidentiel de la ville de La Rochelle. Ce projet a été mené à bien en collaboration avec le gérant du site, Cofely GDF-SUEZ.

L'intérêt porté à ce secteur d'activité, c'est-à-dire le poste de chauffage dans les bâtiments, n'est pas anodin mais découle d'une analyse sectorielle de la consommation d'énergie fossile en France. En effet, le secteur du chauffage de bâtiment est l'un des plus gros consommateur d'énergie. Or, la combustion de ces énergies présente un coût financier élevé par rapport à certaines énergies renouvelables, leur durée d'exploitation est limitée en raison du tarissement prochain des gisements fossiles sous-terrains et elles sont responsable de l'immense majorité des émissions de gaz à effet de serre anthropique dont la conséquence la plus visible est une modification globale du climat terrestre avec l'élévation de la température moyenne.

La méthodologie proposée est très simple et passe par l'utilisation conjointe d'outils issus de l'automatique afin de modéliser le processus à optimiser, de choisir un système de stockage énergétique ainsi qu'un modèle associé si celui-ci n'est pas déjà intégré au système initial et de développer, d'une part, un outil de prédiction des données extérieures influentes et, d'autre part, un contrôleur prédictif, utilisant le modèle développé avec stockage et les données extérieures prédites pour optimiser un critère de coût (économique, énergétique, environnemental) répondant à une stratégie de chauffe.

La première application que nous avons considérée porte sur la gestion optimale d'un mix-énergétique (énergies fossile et renouvelable) pour le chauffage d'une maquette de bâtiment à échelle réduite. Un contrôleur prédictif a été développé pour améliorer le fonctionnement du système initialement géré par un correcteur PID. Les résultats montrent qu'il est possible d'améliorer à la fois le confort thermique et de diminuer le taux de couverture des énergies fossiles de façon significative. Son aspect prédictif lui donne un avantage certain sur un contrôleur en ligne, même si l'amélioration du correcteur initial par un contrôleur alternatif de type flou a le mérite de présenter une structure plus flexible et une complexité moindre, malgré tout au prix de performances moindres.

La seconde application, qui est l'application principale de ce projet, concerne l'optimisation de la chaufferie de quartier. La première étape des travaux réalisés porte sur la modélisation de l'ensemble des éléments constituant la chaufferie puis sur leur regroupement pour obtenir un modèle global du fonctionnement de la chaufferie. Ce travail de modélisation modulaire nous a permis d'obtenir un modèle de simulation utilisable aussi bien sur du court terme (quelques heures) que sur du long terme (plusieurs mois). Les résultats montrent un comportement global assez proche, notamment pour les variables les plus importantes, c'est-à-dire la consommation d'énergie primaire (bois et gaz), même si à certains moments la précision du modèle se dégrade. Ces limitations sont principalement dues à une méconnaissance du fonctionnement du système modélisé, au manque de mesures et au faible échantillonnage des acquisitions.

La chaufferie n'intégrant pas de système de stockage, nous avons étudié les possibilités qui s'offraient à

nous et notre choix s'est porté, en accord avec les exploitants du site, sur une cuve de stockage d'eau dont l'intégration est aisée et le prix peu prohibitif en comparaison d'autres types de stockage énergétique. Nous avons également proposé un moyen de connecter cette cuve de stockage au réseau hydraulique actuel de la chaufferie. Pour pouvoir exploiter en simulation ces choix nous avons modélisé le comportement thermique de la cuve de stockage (modèle par stratification) et la façon de coupler ce modèle et le modèle global de la chaufferie précédemment développé.

Le développement du module de prévision des variables externes au modèle, la température extérieure et la puissance consommée par le réseau de chaleur, est nécessaire pour réaliser un contrôleur prédictif. Nous avons montré qu'il était possible de concevoir un outil présentant une très bonne précision pour un horizon de prédiction de 4h30. Cette précision est meilleure, localement et à court terme, que la précision des données fournies par la station météorologique de La Rochelle. Pour cela, nous avons défini une approche basée sur une analyse multi-résolution par transformation en ondelettes et sur une prédiction par réseaux de neurones artificiels à partir de séquences passées et d'indices temporels. Enfin, nous avons déterminé une configuration optimale par une étude d'influence portant sur les différents paramètres de ce module de prédiction.

Au final, nous avons utilisé le modèle de la chaufferie, celui du système de stockage ainsi que le module de prédiction pour développer un contrôleur permettant d'optimiser le fonctionnement de la chaufferie en jouant sur l'utilisation de la cuve de stockage et sur la température de consigne de la chaudière à bois. Afin de caractériser les performances obtenues, nous avons défini 6 critères de fonctionnement caractérisant la performance économique, énergétique, environnementale et le suivi de consigne, basés principalement sur la consommation d'énergie primaire (bois, gaz et fioul). Le premier contrôleur proposé n'utilise pas les prédictions de données mais permet cependant, à partir de règles simples, d'améliorer très sensiblement les performances de la chaufferie, avec dans le meilleur des cas, une diminution de près de la moitié de la consommation d'énergie fossile mais au prix d'une augmentation de la consommation de bois. Le second contrôleur, prédictif, utilise une estimation du comportement de la chaufferie à court terme pour optimiser les deux variables de commande. Ce contrôleur bénéficie de son caractère prédictif pour améliorer l'efficacité énergétique de la chaudière tout en minimisant la consommation d'énergie fossile d'un facteur un demi. Les résultats, quelque soit le type de contrôleur, montrent sans ambiguïtés que l'utilisation d'une cuve de stockage énergétique trouve son intérêt lorsque la température de consigne de la chaudière à bois est maintenue à une valeur importante pendant les creux de consommation, afin de stocker de l'énergie exploitable lors des pics de consommation.

Nous avons donc montré que la méthodologie d'optimisation proposée et basée sur une modélisation d'un procédé de chauffage pour le bâtiment permettait de réaliser des économies importantes, tant sur le plan financier, qu'énergétique et environnemental ainsi que pour le suivi de consigne.

Perspectives

Les travaux présentés dans ce manuscrit constituent un travail préliminaire au projet. L'objectif était de montrer qu'en utilisant une méthodologie définie et des outils issus de l'automatique et de la thermique, on pouvait mettre en évidence des vecteurs d'approche pour optimiser le fonctionnement de systèmes de chauffage de bâtiments, notamment au travers de l'optimisation d'une chaufferie collective. Cependant, ces travaux ne sont pas une fin en soi mais le point de départ d'une réflexion à prolonger car de nombreuses autres voies d'analyse doivent être explorées.

Parmi celles-ci, citons, par exemple, le raffinement de la modélisation de certains éléments de la chaufferie. En effet, comme on a pu le constater, la modélisation de certains éléments est sujette à caution, notamment pour la chaudière bois dont le fonctionnement est assez complexe et notre expertise réduite aux quelques variables d'entrée et de sortie mesurées. L'implication des fabricants de chaudières dans le projet devrait permettre d'améliorer cette connaissance. Il s'agirait d'une coopération bénéfique pour les deux parties puisque

le développement d'un modèle pertinent pourraient être une aide précieuse pour le constructeur pendant les phases de conception de ses chaudières.

Le choix du système de stockage énergétique, a été contraint par certains critères. Cependant, il pourrait être intéressant de les reconsidérer et d'essayer, au moins en simulation, d'appréhender l'influence d'un autre type de stockage, par exemple des matériaux à changement de phase, et d'étudier son impact sur l'optimisation de la chaufferie.

Toujours concernant le système de stockage énergétique, la phase d'optimisation qui a succédé à sa modélisation dépendait fortement de la manière dont il a été intégré physiquement dans la chaufferie. L'option qui a été choisie n'est pas la seule possible, puisque nous avons d'ores et déjà proposé un autre schéma hydraulique dans lequel la cuve de stockage est positionnée à la place de la bouteille de découplage hydraulique et où des vannes de recyclage sont placées en sortie des chaudières et deviennent les variables contrôlées pour gérer le débit de stockage.

Toutes les phases de simulation ont été réalisées en considérant uniquement la modélisation de la chaufferie et en ne voyant le quartier résidentiel chauffée qu'à travers un historique de puissances thermiques consommées par le réseau de chaleur. Une suite au projet pourrait donc consister, dans un premier temps, à modéliser l'ensemble des dizaines de sous-stations qui répartissent la puissance de chauffe dans le quartier puis, dans un deuxième temps, l'ensemble des bâtiments reliés à ces sous-stations pour obtenir une modélisation globale de l'ensemble du quartier. Cette suite extension, notamment dans sa première phase, peut être intéressante quand on sait qu'une partie des sous-stations sont équipées de panneaux solaires et produisent donc une partie de leur énergie. Cette énergie renouvelable produite pourrait alors être intégrée au bilan énergétique global de la chaufferie.

Le projet, tel que décrit dans ce manuscrit, ne saurait être complet tant que les solutions proposées ne seront pas appliquées au système physique en conditions de fonctionnement réel. C'est donc le début d'un vaste projet de modification hydraulique de la chaufferie et d'implantation numérique des contrôleurs proposés.

Enfin, un projet encore plus ambitieux, dont l'objectif est de généraliser les résultats obtenus tant au niveau de la modélisation que de l'optimisation, est sur le point de débuter. Ainsi, verrait le jour un outil d'aide à la décision évolué pour la conception d'une nouvelle chaufferie où l'optimisation d'une chaufferie existante. L'utilisateur pourrait alors bénéficier de l'approche modulaire pour choisir et dimensionner efficacement chacun des éléments (chaudières, système de stockage, contrôleur) et optimiser le fonctionnement de l'ensemble d'un site.

Nomenclature

Nomenclature générale

T_E	Période d'échantillonnage	[s]
ERM	Erreur Relative Moyenne	[%]
EAM	Erreur Absolue Moyenne	[-]
FIT	Critère de ressemblance	[s]

Application préliminaire : Maquette de bâtiment

T_{SE}	Température intérieure Sud Est	[°C]
T_{SO}	Température intérieure Sud Ouest	[°C]
T_{NE}	Température intérieure Nord Est	[°C]
T_{NO}	Température intérieure Nord Ouest	[°C]
T_{ME}	Température intérieure Milieu Est	[°C]
T_{MO}	Température intérieure Milieu Ouest	[°C]
T_{moy}	Température intérieure moyenne	[°C]
T_{MP}	Température intérieure Milieu Plafond	[°C]
T_{ext}	Température extérieure	[°C]
T_{ref}	Température de consigne intérieure	[°C]
$\%_{EnF}$	Pourcentage d'énergie fossile consommée	[%]
I_C	Critère de suivi de consigne	[%]
I_P	Critère de performance global	[%]
U_{EnR}	Puissance dissipée par le radiateur à énergie renouvelable	[W]
U_{EnF}	Puissance dissipée par le radiateur à énergie fossile	[W]
U_j^{PID}	Puissance calculée par le régulateur PID pour le radiateur j	[W]
U_j^{FLC}	Puissance calculée par le régulateur flou pour le radiateur j	[W]
U_j^{MPC}	Puissance calculée par le régulateur MPC pour le radiateur j	[W]
U_{j-max}	Puissance maximale admissible pour le radiateur j	[W]
U_{j-min}	Puissance minimale admissible pour le radiateur j	[W]
K_I	Gain intégral du régulateur PID	[-]

K_P	Gain proportionnel du régulateur PID	[-]
K_I	Gain dérivé pour le régulateur PID	[-]
K_{EnR}	Gain de dénormalisation du module flou pour l'EnR	[-]
ω_2^u	Pondération de la puissance fossile pour le MPC	[-]
K_{EnF}	Gain de dénormalisation du module flou pour l'EnF	[-]
Δu	Incrément de commande pour la puissance u	[W]
H_P	Horizon de prédiction	[s]]
EnR	Énergie renouvelable consommée par unité de surface	[W·h·m^{-2}]
H_C	Horizon de commande	[s]]
EnF	Énergie fossile totale consommée par unité de surface	[W·h·m^{-2}]

Modèle de la régulation générale de la chaufferie

$T_{consi-res}$	Température de consigne du réseau	[°C]
Enc_{CH2}	Enclenchement de la chaudière bois	[-]
$T_{consi-CH2}$	Température de consigne chaudière bois	[°C]
Enc_{CH1}	Enclenchement de la chaudière gaz-fioul	[-]
$T_{consi-casc}$	Température de consigne cascade	[°C]
$T_{consi-CH1}$	Température de consigne chaudière gaz-fioul	[°C]

Modèle de la chaudière bois

$NbCP_{inst}$	Nombre de coup de poussoir instantané	[-]
$Bois_{jour}$	Cumul journalier de bois consommé	[kg]
$Bois_{cumul}$	Cumul total de bois consommé	[kg]
$T_{dep-CH2}$	Température au départ de la chaudière bois	[°C]

Modèle de la chaudière gaz-fioul

$V_{gaz-inst}$	Volume de gaz instantané	[m^3]
$V_{gaz-jour}$	Volume de gaz journalier	[m^3]
$V_{gaz-cumul}$	Volume de gaz cumulé total	[m^3]
$V_{FOD-inst}$	Volume de fioul instantané	[l]
$V_{FOD-jour}$	Volume de fioul journalier	[l]
$V_{FOD-cumul}$	Volume de fioul cumulé total	[l]
$T_{dep-CH1}$	Température au départ de la chaudière gaz-fioul	[°C]

Modèle du collecteur

Deb_{CH1}	Débit de la chaudière gaz-fioul	[m^3·h^{-1}]
Deb_{CH2}	Débit de la chaudière bois	[m^3·h^{-1}]
Deb_{col}	Débit du collecteur	[m^3·h^{-1}]

$T_{dep-col}$ Température au départ du collecteur ..... [°C]

$T_{ret-CH1}$ Température au retour de la chaudière gaz-fioul ..... [°C]

$T_{ret-CH2}$ Température au retour de la chaudière bois ..... [°C]

Modèle de la bouteille de découplage hydraulique

$T_{dep-res}$ Température au départ du réseau ..... [°C]

$T_{ret-col}$ Température au retour du collecteur ..... [°C]

Modèle de la régulation de pression du réseau

$Pres_{consi}$ Consigne de pression différentielle du réseau ..... [bar]

$Pres_{diff}$ Pression différentielle du réseau ..... [bar]

Ouv_{ppe} Ouverture de la pompe du réseau ..... [%]

Deb_{res} Débit réseau ..... $\left[m^3 \cdot h-1\right]$

Modèle du réseau de chaleur

P_{res} Puissance thermique absorbée par le réseau ..... [W]

$T_{ret-res}$ Température de retour du réseau ..... [°C]

Modèle de l'échangeur cogénération / réseau

$T_{ret-client}$ Température retour client ..... [°C]

Deb_{prod} Débit production cogénération ..... $[m^3 \cdot h-1]$

Deb_{client} Débit client cogénération ..... $[m^3 \cdot h-1]$

$T_{dep-client}$ Température départ client ..... [°C]

$T_{ret-prod}$ Température retour production ..... [°C]

Ouv_{aero} Ouverture vanne aérotherme ..... [%]

P_{aero} Puissance dissipée dans l'aérotherme ..... [W]

P_{prod} Puissance production cogénération ..... [W]

E_{prod} Énergie production cogénération ..... [W·h]

P_{client} Puissance client cogénération ..... [W]

E_{client} Énergie client cogénération ..... [W·h]

Modèle de la centrale de cogénération

T_{BT} Température retour cogénération ..... [°C]

T_{HT} Température milieu cogénération ..... [°C]

$T_{dep-prod}$ Température départ production ..... [°C]

Modèle de stockage énergétique

H Enthalpie ..... [kg]

T Température ..... [°C]

$_{fin}$ indice : valeur finale ..... [-]

$_{init}$	indice : valeur initiale	[-]
T_{amb}	Température ambiante du sous-sol	[°C]
T_{mel}	Température de mélange de deux phases	[°C]
A_{ext}	Surface de la cuve de stockage	[m^2]
m	Masse	[kg]
C_p	Chaleur massique	[$J{\cdot}kg^{-1}{\cdot}°C^{-1}$]
U_{ext}	Coefficient d'échange global avec l'extérieur	[$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$]
ρ	Masse volumique	[$kg{\cdot}m^{-3}$]
T_i	Température de la couche i	[°C]
c	Numéro de la couche	[-]
e	Nombre de couches influencées par l'entrée	[-]
r	Rayon du stockage	[m]
V_{tot}	Volume total du stockage	[m^3]
h	Hauteur du stockage	[m]
S_{tot}	Surface totale du stockage	[m^2]
P	Périmètre d'une section du stockage	[m]
V	Volume d'une couche	[m^3]
ΔV	Volume entrant	[m^3]
Q	Énergie	[J]
Δh_m	Chaleur latente de fusion	[$kJ{\cdot}kg^{-1}$]
a_m	Fraction de matière fondue	[%]
h_{air}	Coefficient thermique d'échange de l'air	[$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}°C^{-1}$]
h_{eau}	Coefficient thermique d'échange de l'eau	[$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}°C^{-1}$]
k_{pp}	Coefficient de transfert thermique du polypropylène	[$W{\cdot}m^{-1}{\cdot}°C^{-1}$]
U_l	Coefficient d'échange global de la cuve	[$W{\cdot}m^{-2}{\cdot}°C^{-1}$]
Δ_x	Épaisseur de la cuve	[m]
Δ_z	Hauteur d'une couche	[m]

Modèle de prédiction

T_{ext}	Température extérieure mesurée à la chaufferie	[°C]
$T_{ext-station}$	Température extérieure mesurée à la station météo	[°C]
P_{res}	Puissance réelle consommée par le réseau	[kW]
$P_{res}^{T_{ext}}$	Puissance réseau calculée à partir de T_{ext}	[kW]
R	Ordre de l'ondelette	[-]
N	Niveau de décomposition	[-]

F	Nombre de neurones cachés par réseau de neurone	[-]
M	Nombre de séquences passées	[-]
S	Nombre de modèles spécialisés	[-]
T_{SE}	Période de sous-échantillonnage	[s]
T_{ext}^{J+N}	Température extérieure prédite à J+N	[°C]
T_{ext}^{4h30}	Température extérieure prédite par RNA	[°C]
$P_{res}^{T_{ext}^{J+3}}$	Puissance réseau prédite à partir de T_{ext}^{J+3}	[kW]
$P_{res}^{T_{ext}^{4h30}}$	Puissance réseau prédite à partir de T_{ext}^{4h30}	[kW]
P_{res}^{4h30}	Puissance réseau prédite par RNA	[kW]
P_{res}^{hyb}	Puissance réseau prédite par P_{res}^{4h30} et T_{ext}^{4h30}	[kW]

Contrôle

EU_{Bois}	Énergie unitaire du bois	[kW·h·NbCP^{-1}]
PU_{Bois}	Prix unitaire du bois	[€·NbCP^{-1}]
$ACVU_{CO2-Bois}$	Analyse en cycle de vie unitaire du CO_2 pour le bois	[kgCO2·NbCP^{-1}]
EU_{Gaz}	Énergie unitaire du gaz	[kW·h·m^{-3}]
PU_{Gaz}	Prix unitaire du gaz	[€·m^{-3}]
$ACVU_{CO2-Gaz}$	Analyse en cycle de vie unitaire du CO_2 pour le gaz	[kgCO2·m^{-3}]
EU_{FOD}	Énergie unitaire du fioul	[kW·h·l^{-1}]
PU_{FOD}	Prix unitaire du fioul	[€·l^{-1}]
$ACVU_{CO2-FOD}$	Analyse en cycle de vie unitaire du CO_2 pour le fioul	[kgCO2·l^{-1}]
J_1	Critère du coût financier	[€]
J_2	Critère de l'erreur de poursuite	[°C]
J_3	Critère de l'énergie primaire totale consommée	[kW·h]
J_4	Critère du taux de couverture de l'énergie fossile	[%]
J_5	Critère des émissions de CO_2	[kgCO_2]
J_6	Critère mixte	[%]
K_{IN}	Gain d'entrée du stockage du contrôleur simple	[-]
K_{OUT}	Gain de sortie du stockage du contrôleur simple	[-]

Bibliographie

[1] R. E. Abdel-Aal. Hourly temperature forecasting using abductive networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 17(5) :543 – 556, 2004.

[2] P.S. Addison. *The illustrated wavelet transform handbook. Introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance*. Bristol : Institute of Physics Publishing, 2002.

[3] ADEME. Bilan Carbone, Entreprises et Collectivités, Calcul des facteurs d'émissions et sources bibliographiques utilisées, Version 5.0. Technical report, Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie et Mission Interministérielle de l'Effet de Serre, 2007.

[4] ADEME. Les chiffres clés du bâtiment 2007, 2007.

[5] Francis Agyenim, Neil Hewitt, Philip Eames, and Mervyn Smyth. A review of materials, heat transfer and phase change problem formulation for latent heat thermal energy storage systems (lhtess). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(2) :615 – 628, 2010.

[6] A.K. Al-Othman and K.M. El-Naggar. Application of pattern search method to power system security constrained economic dispatch with non-smooth cost function. *Electric Power Systems Research*, 78(4) :667 – 675, 2008.

[7] Shahab Alizadeh. An experimental and numerical study of thermal stratification in a horizontal cylindrical solar storage tank. *Solar Energy*, 66(6) :409 – 421, 1999.

[8] Charles C. Allen. A simplified equation for minimum temperature prediction. *Monthly Weather Review*, 85(4) :119–120, 1957.

[9] C.v. Altrock, H.-O. Arend, B. Krause, C. Steffens, and E. Behrens-Römmler. Adaptive fuzzy control applied to home heating system. *Fuzzy Sets and Systems*, 61(1) :29 – 35, 1994.

[10] K.H. Ang, G.C.Y. Chong, and Y. Li. Pid control system analysis, design, and technology. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 13(4) :559 – 576, 2005.

[11] A. A. Argiriou, I. Bellas-Velidis, and C. A. Balaras. Development of a neural network heating controller for solar buildings. *Neural Networks*, 13(7) :811 – 820, 2000.

[12] Er-Wei Bai. An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems. *Automatica*, 34(3) :333 – 338, 1998.

[13] Er-Wei Bai. A blind approach to the Hammerstein-Wiener model identification. *Automatica*, 38(6) :967 – 979, 2002.

[14] C. Benard, B. Guerrier, and M.M. Rosset-Louerat. Optimal building energy management. ii : Control. *Journal of Solar Energy Engineering*, 114(1) :13–22, February 1992.

[15] S.I. Biagiola and J.L. Figueroa. Wiener and Hammerstein uncertain models identification. *Mathematics and Computers in Simulation*, 79(11) :3296 – 3313, 2009.

[16] C. Bogani, M.G. Gasparo, and A. Papini. Generalized pattern search methods for a class of nonsmooth optimization problems with structure. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 229(1) :283 – 293, 2009.

[17] B. Ould Bouamama, K. Medjaher, A.K. Samantaray, and M. Staroswiecki. Supervision of an industrial steam generator. Part I : Bond graph modelling. *Control Engineering Practice*, 14(1) :71 – 83, 2006.

[18] Faouzi Bouslama and Akira Ichikawa. Fuzzy control rules and their natural control laws. *Fuzzy Sets and Systems*, 48(1) :65 – 86, 1992.

[19] M. Boutayeb and M. Darouach. Recursive identification method for MISO Wiener-Hammerstein model. *IEEE transactions on automatic control*, 40(2) :287–291, 1995.

[20] Mary Ann Branch, Thomas F. Coleman, and Yuying Li. A subspace, interior, and conjugate gradient method for large-scale bound-constrained minimization problems. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 21(1) :1–23, 1999.

[21] Peter J. Brockwell and Richard A. Davis. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer Texts in Statistics. Springer, 2002.

[22] P.J. Brockwell and R.A. Davis. *Time Series : Theory and Methods 2nd Edition*. Springer Series in Statistics. Springer New York, 1991.

[23] Richard H. Byrd, Robert B. Schnabel, and Gerald A. Shultz. A trust region algorithm for nonlinearly constrained optimization. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 24(5) :1152–1170, 1987.

[24] Richard H. Byrd, Robert B. Schnabel, and Gerald A. Shultz. Approximate solution of the trust region problem by minimization over two-dimensional subspaces. *Mathematical Programming*, 40(1) :247–263, 1988.

[25] André Caillé, Majid Al-Moneef, Francisco Barnés de Castro, Asger Bundgaard-Jensen, Alioune Fall, Norberto Franco de Medeiros, C.P. Jain, Younghoon David Kim, Marie-Jose Nadeau, Chicco Testa, Johannes Teyssen, Elias Velasco Garcia, Ron Wood, Zhang Guobao, and Gerald Doucet. 2007 survey of energy resources. Technical report, World Energy Council, 2007.

[26] Francesco Calvino, Maria La Gennusa, Gianfranco Rizzo, and Gianluca Scaccianoce. The control of indoor thermal comfort conditions : introducing a fuzzy adaptive controller. *Energy and Buildings*, 36(2) :97 – 102, 2004.

[27] Muwen Cao and Jiacong Cao. Optimal design of thermal-energy stores for boiler plants. *Applied Energy*, 83(1) :55 – 68, 2006.

[28] Christophe Dang Ngoc Chan. Evolution de la température lors de la solidification d'un corps pur : surfusion, Avril 2004.

[29] F. Chang and R. Luus. A noniterative method for identification using Hammerstein model. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 16(5) :464–468, 1971.

[30] C. Charalambous. Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks. *Circuits, Devices and Systems, IEE Proceedings G*, 139(3) :301–310, 1992.

[31] Kuentai Chen, Yue Jiao, and E. Stanley Lee. Fuzzy adaptive networks in thermal comfort. *Applied Mathematics Letters*, 19(5) :420 – 426, 2006.

[32] T. Y. Chen. Real-time predictive supervisory operation of building thermal systems with thermal mass. *Energy and Buildings*, 33(2) :141 – 150, 2001.

[33] D.W. Clarke, C. Mohtadi, and P.S. Tuffs. Generalized predictive control–part i. the basic algorithm. *Automatica*, 23(2) :137 – 148, 1987.

[34] LLC Coastal Chemical Co. HITEC™ Solar Salt.

[35] M.A. Cody and D.F.T. DFT. The fast wavelet transform : Beyond Fourier transforms. *Dr Dobb's J*, 17(4) :16–28, 1992.

[36] Thomas F. Coleman and Yuying Li. On the convergence of interior-reflective Newton methods for nonlinear minimization subject to bounds. *Mathematical Programming*, 67(1) :189–224, 1994.

[37] Thomas F. Coleman and Yuying Li. An interior trust region approach for nonlinear minimization subject to bounds. *SIAM Journal on Optimization*, 6(2) :418–445, 1996.

[38] Thomas F. Coleman and Arun Verma. A preconditioned conjugate gradient approach to linear equality constrained minimization. *Computational Optimization and Applications*, 20(1) :61–72, 2001.

[39] Compte.R. http ://www.compte-r.com/index.html, Entreprise de conception de chaudières à bois, Arlanc, France.

[40] B.C. Csji. *Approximation with Artificial Neural Networks*. PhD thesis, Faculty of Sciences, Etvs Lornd University, Hungary, 2001.

[41] Vinicio Curti, Michael R. von Spakovsky, and Daniel Favrat. An environomic approach for the modeling and optimization of a district heating network based on centralized and decentralized heat pumps, cogeneration and/or gas furnace. Part I : Methodology. *International Journal of Thermal Sciences*, 39(7) :721 – 730, 2000.

[42] P.S. Curtiss, G. Shavit, and J.F. Kreider. Neural networks applied to buildings- a tutorial and case studies in prediction and adaptive control. *ASHRAE Transactions*, 102(1) :1141–1146, 1996.

[43] C R Cutler. Dynamic matrix control : An optimal multivariable control algorithm with constraints. *Dissertation Abstracts International Part B : Science and Engineering [DISS. ABST. INT. PT. B - SCI. & ENG.]*, 44(8) :0–228, 1984.

[44] I. Daubechies. *Ten lectures on wavelets*. Society for Industrial Mathematics and Applied Mathematics, 1992.

[45] RMC De Keyser and AR Van Cauwenberghe. Extended prediction self-adaptive control. In *Identification and system parameter estimation : selected papers from the... IFAC/IFORS Symposium*, page 1255. Published for the International Federation of Automatic Control by Pergamon Press, 1985.

[46] R.A. Dias and J.A.P. Balestieri. Energetic and exergetic analysis in a firewood boiler. *Revista De Ciencia & Tecnologia*, 12(23) :15–24, 2004.

[47] Roman Domaski and Giuma Fellah. Thermoeconomic analysis of sensible heat, thermal energy storage systems. *Applied Thermal Engineering*, 18(8) :693 – 704, 1998.

[48] A. I. Dounis, M. J. Santamouris, and C. C. Lefas. Building visual comfort control with fuzzy reasoning. *Energy Conversion and Management*, 34(1) :17 – 28, 1993.

[49] A. I. Dounis, M. J. Santamouris, C. C. Lefas, and A. Argiriou. Design of a fuzzy set environment comfort system. *Energy and Buildings*, 22(1) :81 – 87, 1995.

[50] A.I. Dounis and C. Caraiscos. Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment–a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(6-7) :1246 – 1261, 2009.

[51] Věra Kůrková. Kolmogorov's theorem and multilayer neural networks. *Neural Networks*, 5(3) :501 – 506, 1992.

[52] EurObserv'ER. État des Énergies Renouvelables en Europe, 9$^{\text{ème}}$ Baromètre Bilan, Décembre 2009.

[53] Union Européenne. Décision No 406/2009/CE Du Parlement Européen et du Conseil du 23 avril 2009 relative à l'effort à fournir par les États membres pour réduire leurs émissions de gaz à effet de serre afin de respecter les engagements de la Communauté en matière de réduction de ces émissions jusqu'en 2020, 2009.

[54] Union Européenne. Directive 2009/28/CE du Parlement Européen et du Conseil du 23 avril 2009 relative à la promotion de l'utilisation de l'énergie produite à partir de sources renouvelables et modifiant puis abrogeant les directives 2001/77/CE et 2003/30/CE, 2009.

[55] Union Européenne. Directive 2009/29/CE du Parlement Européen et du Conseil du 23 avril 2009 modifiant la directive 2003/87/CE afin d'améliorer et d'étendre le système communautaire d'échange de quotas d'émission de gaz à effet de serre, 2009.

[56] Union Européenne. Directive 2010/31/UE du Parlement Européen et du Conseil du 19 mai 2010 sur la performance énergétique des bâtiments (refonte), 2010.

[57] Julien Eynard, Stéphane Grieu, and Monique Polit. Modular approach for modelling a multi-energy district boiler. Article soumis au journal Applied Mathematical Modelling, Juillet 2010.

[58] Julien Eynard, Stéphane Grieu, and Monique Polit. Wavelet-based multi-resolution analysis and artificial neural networks for forecasting temperature and thermal power consumption. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, In Press, Corrected Proof :–, 2010.

[59] Julien Eynard, Stéphane Grieu, and Monique Polit. Optimal control of a multi-energy district boiler : a case study. Soumis en septembre 2010 pour le 18$^{\text{th}}$ World Congress of the International Federation of Automatic Control, Septembre 2011.

[60] Julien Eynard, Benjamin Paris, Stéphane Grieu, and Grégory François. Stratégies de contrôle pour la gestion énergetique d'un bâtiment. In *3ème Journées Doctorales, Journées Nationales MACS*. 17 & 19 mars, 2009.

[61] Julien Eynard, Benjamin Paris, Stéphane Grieu, Thierry Talbert, and Frédéric Thiéry. Control strategies for managing energy in a building mock-up. In *11th International Building Performance Simulation Association Conference and Exhibition*, pages 767–774. 27–30 juillet, 2009.

[62] P. O. Fanger. *Thermal comfort : analysis and applications in environmental engineering, by P. O. Fanger*. McGraw-Hill New York„ 1972.

[63] José Fernández-Seara, Francisco J. UhI´a, and Jaime Sieres. Experimental analysis of a domestic electric hot water storage tank. part ii : dynamic mode of operation. *Applied Thermal Engineering*, 27(1) :137 – 144, 2007.

[64] République Française. Arrété du 15 septembre 2006 relatif au diagnostic de performance énergétique pour les bâtiments existants proposés à la vente en france métropolitaine, 2006.

[65] République Française. Décret n°2006-1147 du 14 septembre 2006 relatif au diagnostic de performance énergétique et à l'état de l'installation intérieure de gaz dans certains bâtiments., 2006.

[66] République Française. Décret n°2006-592 du 24 mai 2006 relatif aux caractéristiques thermiques et à la performance énergétique des constructions, 2006.

[67] République Française. Th-ce 2005, mars 2006.

[68] République Française. Repères, Chiffres clés de l'énergies, édition 2009, 2009.

[69] République Française. Repères, chiffres clés du climat, France et Monde, édition 2010, 2010.

[70] République Française. Réseaux de chaleur, Constitution d'un réseau de chaleur, 2010.

[71] République Française. Réseaux de chaleur, Enjeux du développement des réseaux de chaleur, 2010.

[72] République Française. Réseaux de chaleur, Généralités sur la chaleur, 2010.

[73] République Française. Réseaux de chaleur, Les réseaux de chaleur en France, 2010.

[74] Carlos E. García, David M. Prett, and Manfred Morari. Model predictive control : Theory and practice–a survey. *Automatica*, 25(3) :335 – 348, 1989.

[75] Ali Ghaffari, Ali Chaibakhsh, and Caro Lucas. Soft computing approach for modeling power plant with a once-through boiler. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(6) :809 – 819, 2007.

[76] GIEC. Changements climatiques 2001 : Rapport de synthèse, 2001.

[77] Pedro A. González and Jesús M. Zamarre no. Prediction of hourly energy consumption in buildings based on a feedback artificial neural network. *Energy and Buildings*, 37(6) :595 – 601, 2005.

[78] J.A. González-Bustamante, J.M. Sala, L.M. López-González, J.L. Míguez, and I. Flores. Modelling and dynamic simulation of processes with 'MATLAB'. An application of a natural gas installation in a power plant. *Energy*, 32(7) :1271 – 1282, 2007.

[79] M M Gouda, S Danaher, and C P Underwood. Thermal comfort based fuzzy logic controller. *Building Service Engineering*, 22(4) :237–253, 2001.

[80] W. Greblicki. Nonparametric identification of Wiener systems. *IEEE Transactions on Information Theory*, 38(5) :1487–1493, 1992.

[81] Stéphane Grieu, Van Giang Tran, Monique Polit, and Quoc Tuan Tran. Transformée en ondelettes discrète et réseaux de neurones artificiels pour la prédiction d'irradiation solaire à court terme. *REE. Revue de l'électricité et de l'électronique*, 69(5) :52–60, 2009.

[82] Stéphane Grieu, Adama Traoré, Monique Polit, and Jesús Colprim. Prediction of parameters characterizing the state of a pollution removal biologic process. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(5) :559 – 573, 2005.

[83] John A. Gubner and Wei-Bin Chang. Wavelet transforms for discrete-time periodic signals. *Signal Processing*, 42(2) :167 – 180, 1995.

[84] Jean-Claude Guibet. *Carburants et moteurs, tome 2. Technologies. Énergie. Environnement.* Technip, Institut français du pétrole, 1997.

[85] A. Guillemin and N. Morel. An innovative lighting controller integrated in a self-adaptive building control system. *Energy and Buildings*, 33(5) :477 – 487, 2001.

[86] Fen Guo. *A new identification method for Wiener and Hammerstein systems*, volume 6955. Forschungszentrum Karlsruhe, 2004.

[87] MT Hagan and MB Menhaj. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE transactions on Neural Networks*, 5(6) :989–993, 1994.

[88] Y.M. Han, R.Z. Wang, and Y.J. Dai. Thermal stratification within the water tank. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(5) :1014 – 1026, 2009.

[89] S.Z. He, F.L. Tan, S.H.and Xu, and P.Z. Wang. Pid self-tuning control using a fuzzy adaptive mechanism. In *Fuzzy Systems, 1993., Second IEEE International Conference on*, volume 2, pages 708 – 713, 1993.

[90] C.E. Heil and D.F. Walnut. Continuous and discrete wavelet transforms. *Siam Review*, 31(4) :628–666, 1989.

[91] Gregor Henze, Robert H. Dodier, and Moncef Krarti. Development of a predictive optimal controller for thermal energy storage systems. *International Journal of Heating, Ventilating, Air-Conditioning and Refrigerating Research*, 3 :233264, 1996.

[92] Robert Hooke and T. A. Jeeves. " direct search" solution of numerical and statistical problems. *J. ACM*, 8(2) :212–229, 1961.

[93] Kurt Hornik, Maxwell Stinchcombe, and Halbert White. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5) :359 – 366, 1989.

[94] Akira Hoshi, David R. Mills, Antoine Bittar, and Takeo S. Saitoh. Screening of high melting point phase change materials (pcm) in solar thermal concentrating technology based on clfr. *Solar Energy*, 79(3) :332 – 339, 2005.

[95] TC Hsia. *System identification : Least-squares methods.* D. C. Heath and Co., Lexington, Mass., 1977.

[96] Sy-Ruen Huang, Chiu-Yue Lin, Chueh-Cheng Wu, and Shin-Joe Yang. The application of fuzzy controller for fuel cell generating studies. *International Journal of Hydrogen Energy*, 33(19) :5205 – 5217, 2008. 2nd Asian Bio Hydrogen Symposium.

[97] IEA. Key world energy statistics, 2009.

[98] Government International Standards for Business and Society. Iso 7730 :2005 ergonomics of the thermal environment – analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the pmv and ppd indices and local thermal comfort criteria. Technical report, International Organization for Standadization, 2005.

[99] Government International Standards for Business and Society. Iso 13790 :2008 energy performance of buildings – calculation of energy use for space heating and cooling. Technical report, International Organization for Standadization, 2008.

[100] Soteris A. Kalogirou and Milorad Bojic. Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building. *Energy*, 25(5) :479 – 491, 2000.

[101] C. Kambhampati, J. D. Mason, and K. Warwick. A stable one-step-ahead predictive control of non-linear systems. *Automatica*, 36(4) :485 – 495, 2000.

[102] S. Karatasou, M. Santamouris, and V. Geros. Modeling and predicting building's energy use with artificial neural networks : Methods and results. *Energy and Buildings*, 38(8) :949 – 958, 2006.

[103] Ibrahim Kaya, Nusret Tan, and Derek P. Atherton. Improved cascade control structure for enhanced performance. *Journal of Process Control*, 17(1) :3 – 16, 2007.

[104] CT Kelley. *Iterative methods for optimization*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1999.

[105] Lana Kenjo, Christian Inard, and Dominique Caccavelli. Experimental and numerical study of thermal stratification in a mantle tank of a solar domestic hot water system. *Applied Thermal Engineering*, 27(11-12) :1986 – 1995, 2007.

[106] R. Ketata, D. De Geest, and A. Titli. Fuzzy controller : design, evaluation, parallel and hierarchial combination with a pid controller. *Fuzzy Sets and Systems*, 71(1) :113 – 129, 1995. Fuzzy Control.

[107] Raouf Ketata. *Méthodologies de régulation numérique incluant la logique floue*. PhD thesis, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, Toulouse, FRANCE, 1992.

[108] T.G. Kolda, R.M. Lewis, and V. Torczon. A generating set direct search augmented Lagrangian algorithm for optimization with a combination of general and linear constraints. Technical report, Sandia National Laboratories, 2006.

[109] D. Kolokotsa, K. Niachou, V. Geros, K. Kalaitzakis, G. S. Stavrakakis, and M. Santamouris. Implementation of an integrated indoor environment and energy management system. *Energy and Buildings*, 37(1) :93 – 99, 2005.

[110] D. Kolokotsa, D. Tsiavos, G. S. Stavrakakis, K. Kalaitzakis, and E. Antonidakis. Advanced fuzzy logic controllers design and evaluation for buildings' occupants thermal-visual comfort and indoor air quality satisfaction. *Energy and Buildings*, 33(6) :531 – 543, 2001.

[111] Dragan D. Kukolj, Slobodan B. Kuzmanovic, and Emil Levi. Design of a pid-like compound fuzzy logic controller. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 14(6) :785 – 803, 2001.

[112] Michaël Kummert, Philippe André, and Jacques Nicolas. Optimal heating control in a passive solar commercial building. *Solar Energy*, 69(Supplement 6) :103 – 116, 2001.

[113] Mateja Trobec Lah, Borut Zupancic, and Ales Krainer. Fuzzy control for the illumination and temperature comfort in a test chamber. *Building and Environment*, 40(12) :1626 – 1637, 2005.

[114] Z. Lavan and J. Thompson. Experimental study of thermally stratified hot water storage tanks. *Solar Energy*, 19(5) :519–524, 1977.

[115] M. Lazar and W.P.M.H. Heemels. Predictive control of hybrid systems : Input-to-state stability results for sub-optimal solutions. *Automatica*, 45(1) :180 – 185, 2009.

[116] Li-Wei Lee, Li-Hui Wang, and Shyi-Ming Chen. Temperature prediction and TAIFEX forecasting based on fuzzy logical relationships and genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 33(3) :539 – 550, 2007.

[117] Daniel Lequesne. *Réglages P.I.D.* Automatique de base, 2009.

[118] G. J. Levermore. *Building energy management systems : an application to heating and control*. London, 1992.

[119] Robert Michael Lewis, Robert Michael, Lewis, Virginia Torczon, and Virginia Torczon. A globally convergent augmented lagrangian pattern search algorithm for optimization with general constraints and simple bounds. *SIAM Journal on Optimization*, 12 :1075–1089, 2002.

[120] Robert Michael Lewis and Virginia Torczon. Pattern search algorithms for bound constrained minimization. Technical report, ICASE, NASA Langley Research, 1996.

[121] M. X Li, P. M. Bruijn, and H. B. Verbruggen. Tuning cascade pid controllers using fuzzy logic. *Mathematics and Computers in Simulation*, 37(2-3) :143 – 151, 1994.

[122] Y. Li, K.H. Ang, and G.C.Y. Chong. Pid control system analysis and design. *IEEE Control Systems Magazine*, 26(1) :32–41, 2006.

[123] J. Liang and R. Du. Thermal comfort control based on neural network for HVAC application. In *Control Applications, 2005. CCA 2005. Proceedings of 2005 IEEE Conference on*, pages 819–824, 2005.

[124] J. Litt. An expert system to perform on-line controller tuning. *Control Systems Magazine, IEEE*, 11(3) :18 – 23, 1991.

[125] L. Ljung and E.J. Ljung. *System identification : theory for the user*. Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1987.

[126] S. Lu and B. W. Hogg. Dynamic nonlinear modelling of power plant by physical principles and neural networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 22(1) :67 – 78, 2000.

[127] Marco Antônio Luersen. *GBNM : Un Algorithme d'Optimisation par Recherche Directe - Application à la Conception de Monopalmes de Nage*. PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen, Laboratoire de Mécanique de Rouen, 2004.

[128] P. Lute and D. van Paassen. Optimal indoor temperature control using a predictor. *IEEE Control Systems Magazine*, 15(4) :4–10, 1995.

[129] T. M. I. Mahlia, M. Z. Abdulmuin, T. M. I. Alamsyah, and D. Mukhlishien. Dynamic modeling and simulation of a palm wastes boiler. *Renewable Energy*, 28(8) :1235 – 1256, 2003.

[130] Stéphane Mallat. *A Wavelet Tour of Signal Processing, Third Edition : The Sparse Way*. Academic Press, 2008.

[131] E. H. Mamdani and Others. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. *Procedings of IEEE*, 121(12) :1585–1588, 1974.

[132] Fernando G. Martins and Manuel A.N. Coelho. Application of feedforward artificial neural networks to improve process control of pid-based control algorithms. *Computers & Chemical Engineering*, 24(2-7) :853 – 858, 2000.

[133] E. H. Mathews, D. C. Arndt, C. B. Piani, and E. van Heerden. Developing cost efficient control strategies to ensure optimal energy use and sufficient indoor comfort. *Applied Energy*, 66(2) :135 – 159, 2000.

[134] D. Q. Mayne, J. B. Rawlings, C. V. Rao, and P. O. M. Scokaert. Constrained model predictive control : Stability and optimality. *Automatica*, 36(6) :789 – 814, 2000.

[135] D. Q. Mayne and W. R. Schroeder. Robust time-optimal control of constrained linear systems. *Automatica*, 33(12) :2103 – 2118, 1997.

[136] Warren S. McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, 52(1-2) :99 – 115, 1990.

[137] Jorge J. Moré and D. C. Sorensen. Computing a trust region step. *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing*, 4(3) :553–572, 1983.

[138] Nicolas Morel, Manuel Bauer, Mario El-Khoury, and Jens Krauss. Neurobat, a predictive and adaptive heating control system using artificial neural networks. *International Journal of Solar Energy*, 21(2) :161 – 201, January 2001.

[139] Oliver Nelles. Nonlinear system identification. *Measurement Science and Technology*, 13(4) :646, 2002.

[140] J. E. B. Nelson, A. R. Balakrishnan, and S. Srinivasa Murthy. Parametric studies on thermally stratified chilled water storage systems. *Applied Thermal Engineering*, 19(1) :89 – 115, 1999.

[141] Tai Nengling, Jörgen Stenzel, and Wu Hongxiao. Techniques of applying wavelet transform into combined model for short-term load forecasting. *Electric Power Systems Research*, 76(6-7) :525 – 533, 2006.

[142] C. Nesler, A. Habibi, J. Gertler, H.S. Chang, W. Ray, and H. Rauch. Adaptive control of thermal processes in buildings. *Control Systems Magazine*, 6(4) :9 – 13, 1986.

[143] Alberto Hernandez Neto and Flávio Augusto Sanzovo Fiorelli. Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption. *Energy and Buildings*, 40(12) :2169 – 2176, 2008.

[144] Zhongsheng Niu and Kau-Fui V. Wong. Adaptive simulation of boiler unit performance. *Energy Conversion and Management*, 39(13) :1383 – 1394, 1998.

[145] Amaya V. Novo, Joseba R. Bayon, Daniel Castro-Fresno, and Jorge Rodriguez-Hernandez. Review of seasonal heat storage in large basins : Water tanks and gravel-water pits. *Applied Energy*, 87(2) :390 – 397, 2010.

[146] Anna Marie Nygard Ferguson. *Predictive thermal control of building systems*. PhD thesis, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, Lausanne, 1990.

[147] Sorin Olaru, Didier Dumur, and Pedro Rodriguez. Commande prédictive : intéraction optimisation - commande, École des JD-JN-MACS 2009, Angers, France. Supélec, Mars 2009.

[148] Sorin Olaru, Didier Dumur, Jean Thomas, and Marius Zainea. Predictive control for hybrid systems. implications of polyhedral pre-computations. *Nonlinear Analysis : Hybrid Systems*, 2(2) :510 – 531, 2008. Proceedings of the International Conference on Hybrid Systems and Applications, Lafayette, LA, USA, May 2006 : Part II.

[149] P. Oliveira, P. Lima, and J. Sentieiro. Fuzzy supervision on intelligent control systems. In *European Control Conference ECC91, Grenoble, France*, pages 1226–1231, 1991.

[150] ONU. Convention-cadre des nations unies sur les changements climatiques, 1992.

[151] ONU. Protocole de kyoto à la convention-cadre des nations unies sur les changements climatiques, 1998.

[152] ONU. Rapport de la treizième session de la conférence des parties tenue à bali du 3 au 15 décembre 2007, convention-cadre sur les changements climatiques, 2007.

[153] ONU. Rapport de la quatorzième session de la conférence des parties tenue à poznan du 1er au 12 décembre 2008, 2008.

[154] ONU. Rapport de la quinzième session de la conférence des parties tenue à copenhague du 7 au 19 décembre 2009, convention-cadre sur les changements climatiques, 2009.

[155] Rajendra K. Pachauri and Andy Reisinger. Bilan 2007 des changements climatiques : Rapport de synthèse. Technical report, Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC), 2007.

[156] D. Pahud, A. Fromentin, and Markus Hubbuch. Heat exchanger pile system of the dock midfield at the zurich airport, detailed simulation and optimization of the installation. Technical Report 120.110, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, LASEN, EPFL, Décembre 1999. Rapport final.

[157] Gabriele Pannocchia, James B. Rawlings, and Stephen J. Wright. Fast, large-scale model predictive control by partial enumeration. *Automatica*, 43(5) :852 – 860, 2007.

[158] H.T. Pao. Forecasting energy consumption in Taiwan using hybrid nonlinear models. *Energy*, 34(10) :1438 – 1446, 2009. 11th Conference on Process Integration, Modelling and Optimisation for Energy Saving and Pollution Reduction.

[159] Benjamin Paris, Julien Eynard, Gregory Francois, Thierry Talbert, and Monique Polit. A prototype for on-line monitoring and control of energy performance for renewable energy buildings. In *Proceedings of the 5th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, volume SPSMC, pages 125–130. Funchal, Madeira, Portugal, 11–15 mai, 2008.

[160] Benjamin Paris, Julien Eynard, Grégory François, Thierry Talbert, Adama Traoré, and Frédérik Thiéry. Gestion des ressourcesénergetiques d'un bâtiment : contrôle flou. In *International Building Performance Simulation Association Conference*. 6 & 7 novembre, 2008.

[161] Benjamin Paris, Julien Eynard, Stéphane Grieu, and Monique Polit. Hybrid pid-fuzzy control scheme for managing energy resources in buildings. Article soumis au journal Applied Soft Computing (WFSC), Avril 2010.

[162] Benjamin Paris, Julien Eynard, Stéphane Grieu, Thierry Talbert, and Monique Polit. Heating control schemes for energy management in buildings. *Energy and Buildings*, 42(10) :1908 – 1917, 2010.

[163] Benjamin Paris, Julien Eynard, Frédéric Thiéry, Adama Traoré, Thierry Talbert, and Stéphane Grieu. Fuzzy-PID control for multisource energy management in buildings. In *iREED 2008 Renewable Energies and Eco-Design in Electrical Engineering*. 10 & 11 Décembre, 2008.

[164] Benjamin Paris, Julien Eynard, Frédérik Thiéry, Adama Traoré, Monique Polit, and Thierry Talbert. Travaux pratiques sur la gestion énergétique optimale d'un bâtiment EnR. *J3eA*, 8(HORS SÉRIE 1) :1006–1006, 2009.

[165] Benjamin Paris, Thierry Talbert, Julien Eynard, Stéphane Grieu, Adama Traoré, and Monique Polit. On-line monitoring station for energy diagnosis in buildings. In *11th International Building Performance Simulation Association Conference and Exhibition*, pages 2013–2019. 27-30 juillet, 2009.

[166] D.B. Percival and A.T. Walden. *Wavelet methods for time series analysis*. Cambride University Press, 2000.

[167] V. Perrier, T. Philipovitch, and C. Basdevant. Wavelet spectra compared to fourier spectra. *Journal of Mathematical Physics*, 36 :1506–1519, 1995.

[168] Surendra B. Prasad. Biomass-fired steam power cogeneration system : A theoretical study. *Energy Conversion and Management*, 36(1) :65 – 77, 1995.

[169] David M. Prett, Brian L. Ramaker, and Charles R. Cutler. Dynamic matrix control method, September 1982.

[170] Xavier Py. Stockage à chaleur latente liquide/solide, Cours de Master 2 Énergie Solaire, Université de Perpignan Via Domitia, Laboratoire PROMES. 2008, 2008.

[171] Xavier Py. Stockage de l'Énergie par chaleur sensible, Cours de Master 2 Énergie Solaire, Université de Perpignan Via Domitia, Laboratoire PROMES. 2008, 2008.

[172] S. Joe Qin and Thomas A. Badgwell. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 11(7) :733 – 764, 2003.

[173] J. Richalet, A. Rault, J.L. Testud, and J. Papon. Model predictive heuristic control : Applications to industrial processes. *Automatica*, 14(5) :413 – 428, 1978.

[174] Luis M. Romeo and Raquel Gareta. Neural network for evaluating boiler behaviour. *Applied Thermal Engineering*, 26(14-15) :1530 – 1536, 2006.

[175] F. Rosenblatt. The perceptron - a perceiving and recognizing automaton (technical report 85-460-1). Technical report, Cornell Aeronautical Laboratory, 1957.

[176] A.E. Ruano, E.M. Crispim, E.Z.E. Conceiç ao, and M.M.J.R. Lúcio. Prediction of building's temperature using neural networks models. *Energy and Buildings*, 38(6) :682 – 694, 2006.

[177] M.Romero Schmidtke. Fonction convexe, Wikipédia, L'Encyclopédie Libre, 2005.

[178] Atul Sharma, V.V. Tyagi, C.R. Chen, and D. Buddhi. Review on thermal energy storage with phase change materials and applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(2) :318 – 345, 2009.

[179] Yosef S. Sherif and Bruce A. Boice. Optimization by pattern search. *European Journal of Operational Research*, 78(3) :277 – 303, 1994.

[180] Harmeet Singh, R.P. Saini, and J.S. Saini. A review on packed bed solar energy storage systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(3) :1059 – 1069, 2010.

[181] Jonas Sjöberg, Qinghua Zhang, Lennart Ljung, Albert Benveniste, Bernard Delyon, Pierre-Yves Glorennec, Håkan Hjalmarsson, and Anatoli Juditsky. Nonlinear black-box modeling in system identification : a unified overview. *Automatica*, 31(12) :1691 – 1724, 1995. Trends in System Identification.

[182] Solutia. Therminol VP-1 Vapor Phase / Liquid Phase Heat Transfer Fluid.

[183] D. C. Sorensen. Minimization of a large-scale quadratic functionsubject to a spherical constraint. *SIAM Journal on Optimization*, 7(1) :141–161, 1997.

[184] Trond Steihaug. The conjugate gradient method and trust regions in large scale optimization. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 20(3) :626–637, 1983.

[185] Petre Stoica and Torsten Söderstrom. Instrumental-variable methods for identification of Hammerstein systems. *International Journal of Control*, 35(3) :459–476, 1982.

[186] Uros Stritih and Vincenc Butala. Optimization of a thermal storage unit combined with a biomass boiler for heating buildings. *Renewable Energy*, 29(12) :2011 – 2022, 2004.

[187] T. Takagi and M. Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 15 :116–132, 1985.

[188] Thierry Talbert, Benjamin Paris, Julien Eynard, Stéphane Grieu, and Olivier Fruchier. Lab-scale prototype for on-line monitoring and energy management in buildings. In *iREED 2008 Renewable Energies and Eco-Design in Electrical Engineering*. 10 & 11 Décembre, 2008.

[189] Bertil Thomas, Mohsen Soleimani-Mohseni, and Per Fahlén. Feed-forward in temperature control of buildings. *Energy and Buildings*, 37(7) :755 – 761, 2005.

[190] JR Tong. *La logique floue*. Hermes, Paris, 1995.

[191] Virginia Torczon. On the convergence of pattern search algorithms. *SIAM Journal on Optimization*, 7(1) :1–25, 1997.

[192] Van Giang Tran, Stéphane Grieu, Monique Polit, and Quoc Tuan Tran. Forecasting of solar irradiation using wavelets decomposition and cascade-correlation neural networks. In *iREED 2008 Renewable Energies and Eco-Design in Electrical Engineering*. 10 & 11 Décembre, 2008.

[193] Van Giang Tran, Stéphane Grieu, Monique Polit, Quoc Tuan Tran, and H.L. Tran. Forecasting of wind speed using wavelets analysis and cascade-correlation networks. In *European Wind Energy Conference EWEC 2009*. 16-19 mars, 2009.

[194] Van Giang Tran, Stéphane Grieu, Adama Traoré, Frédérik Thiéry, Maxime Estaben, and Monique Polit. Wavelets decomposition and Box-Jenkins methodology or neural networks for short-term electric consumptions forecast. In *iREED 2008 Renewable Energies and Eco-Design in Electrical Engineering*. 10 & 11 Décembre, 2008.

[195] A. Traoré, S. Grieu, S. Puig, L. Corominas, F. Thiery, M. Polit, and J. Colprim. Fuzzy control of dissolved oxygen in a sequencing batch reactor pilot plant. *Chemical Engineering Journal*, 111(1) :13 – 19, 2005.

[196] Adama Traoré, Stéphane Grieu, Frédérik Thiery, Monique Polit, and Jésus Colprim. Control of sludge height in a secondary settler using fuzzy algorithms. *Computers & Chemical Engineering*, 30(8) :1235 – 1242, 2006.

[197] S. Tzafestas and NP Papanikolopoulos. Incremental fuzzy expert PID control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 37(5) :365–371, 1990.

[198] A. J. van der Wal. Application of fuzzy logic control in industry. *Fuzzy Sets and Systems*, 74(1) :33 – 41, 1995. Nuclear Engineering.

[199] H. B. Verbruggen and P. M. Bruijn. Fuzzy control and conventional control : What is (and can be) the real contribution of fuzzy systems ? *Fuzzy Sets and Systems*, 90(2) :151 – 160, 1997. Fuzzy Sets : Where Do We Stand ? Where Do We Go ?

[200] C. Wakabayashi, M. Embiruçu, C. Fontes, and R. Kalid. Fuzzy control of a nylon polymerization semi-batch reactor. *Fuzzy Sets and Systems*, 160(4) :537 – 553, 2009. Theme : Systems Engineering.

[201] Torbjörn Wigren. Recursive prediction error identification using the nonlinear wiener model. *Automatica*, 29(4) :1011 – 1025, 1993.

[202] Raatschen Willigert. Demand controlled ventilating system : state of the art review. Technical report, International Energy Agency, Energy Conservation in Buildings and Community Systems Programme, Stockolm, SUEDE Swedish Council for Building Research, Stockholm, SUEDE, 1990.

[203] John Yen, Reza Langari, and Lofti A. Zadeh. *Industrial Applications of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*. IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, 1995.

[204] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3) :338 – 353, 1965.

[205] M. Zaheer-Uddin and G. R. Zheng. Optimal control of time-scheduled heating, ventilating and air conditioning processes in buildings. *Energy Conversion and Management*, 41(1) :49 – 60, 2000.

[206] Belén Zalba, José M Marín, Luisa F. Cabeza, and Harald Mehling. Review on thermal energy storage with phase change : materials, heat transfer analysis and applications. *Applied Thermal Engineering*, 23(3) :251 – 283, 2003.

[207] Z.Y. Zhao, M. Tomizuka, and S. Isaka. Fuzzy gain scheduling of PID controllers. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(5) :1392–1398, 1993.

[208] Y. Zhu. Parametric Wiener model identification for control. In *14^{th} World Congress of IFAC*, pages 37–42. Beijing : World Congress, 5-9 July 1999.

[209] Y. Zhu. Identification of Hammerstein models for control using ASYM. *International Journal of Control*, 73(18) :1692–1702, 2000.

[210] Yucai Zhu. Estimation of an N-L-N Hammerstein-Wiener model. *Automatica*, 38(9) :1607–1614, 2002.

Résumé

Gestion optimale de l'énergie dans un procédé multi-source pour le chauffage de bâtiments

L'exploitation excessive des ressources énergétiques fossiles pose aujourd'hui des problèmes liés au changement climatique, à leur épuisement et en conséquence à l'augmentation de leur prix. Ces problèmes nécessitent des solutions innovantes, telles que le recours aux énergies renouvelables, afin d'en restreindre l'impact.

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'attachent à répondre à cette problématique par l'intermédiaire d'une méthodologie d'optimisation énergétique, appliquée au secteur du bâtiment et notamment au poste de chauffage, l'un des plus gros consommateurs d'énergie en France. Cette méthodologie est basée sur la modélisation du procédé de chauffage considéré et d'un moyen de stockage énergétique, ainsi que sur le développement d'outils de contrôle prédictif exploitant la connaissance de perturbations futures.

Cette approche a été utilisée pour l'optimisation énergétique d'une chaufferie collective, gérée par la société Cofely GDF-SUEZ et qui alimente en eau chaude, via un réseau de chaleur, un quartier de La Rochelle. Un modèle modulaire de l'installation actuelle, dont le fonctionnement s'appuie sur un mix énergétique renouvelable et non renouvelable, a été développé à partir de mesures réalisées sur le site et de techniques de modélisation de types boite noire, boite grise ou boite blanche, en fonction de la connaissance disponible.

La chaufferie ne disposant pas d'un système de stockage, nous avons proposé une modification hydraulique afin d'en intégrer un. Le modèle de ce système a complété le modèle de la chaufferie. Pour la gestion du stockage, deux contrôleurs différents, dont l'un basé sur la commande prédictive optimale et exploitant des prédictions pour anticiper le comportement de la chaufferie, ont été proposés. Ces prédictions sont fournies par un module intégrant une analyse multi-résolution par décomposition en ondelettes et utilisant les réseaux de neurones artificiels.

Les résultats obtenus avec le contrôleur prédictif montrent que l'utilisation optimale d'un système de stockage permet d'améliorer de façon très significative le fonctionnement de la chaufferie. La consommation énergétique fossile, le coût de fonctionnement de l'installation, les émissions de CO_2 et le taux de couverture de l'énergie fossile sont fortement réduits, tout en améliorant le respect des contraintes techniques de fonctionnement.

Abstract

Optimal energy management in a multi-energy process applied to building heating

The excessive exploitation of fossil resources leads to problems related to climate change, their rarefaction and, as a consequence, to an increase of their prices. That is why one needs to find some innovative solutions, like the use of renewable energy, to limit the impact of such exploitation.

The work presented in this manuscript deals with a methodology about energy optimization, applied to buildings and focusing on heating systems, one of the largest sectors of energy consumption. This methodology is based on the modelling of both the heating process and the energy storage system as well as on the implantation of predictive controllers using knowledge about future disturbances.

The proposed approach has been used to optimize the functioning of a collective boiler, managed by Cofely GDF-SUEZ, which delivers hot water to a district of La Rochelle (France) via a distribution network. A modular model of the installation, which uses fossil and renewable resources to warm up water, has been developed thanks to measurements campaigns and, according to what information is available, using a combination of white, grey and black boxes.

With the aim of incorporating a storage system to the district boiler of La Rochelle, we proposed a hydraulic modification on it. First, the system model completed the boiler model. Next, two controllers were designed to optimize the storage process. One of these controllers is a model predictive controller and uses forecasted data to anticipate future behaviour of the district boiler. Forecasted data (about outdoor temperature and thermal power consumption) are provided thanks to a wavelet-based multi-resolution analysis and artificial neural networks.

The results obtained using the model predictive controller highlight that optimizing an energy storage system allows improving the district boiler functioning. The fossil energy consumption, the cost production, the CO_2 emissions as well as the fossil energy coverage rate are significantly reduced, while improving the respect of some technical constraints.