



HAL
open science

Evaluation sur modèle de simulation thermique dynamique calibré des performances d'un contrôleur prédictif basé sur l'utilisation de réseaux de neurones

Dimitri Guyot

► **To cite this version:**

Dimitri Guyot. Evaluation sur modèle de simulation thermique dynamique calibré des performances d'un contrôleur prédictif basé sur l'utilisation de réseaux de neurones. Thermique [physics.class-ph]. HESAM Université, 2020. Français. NNT : 2020HESAC022 . tel-03176677

HAL Id: tel-03176677

<https://theses.hal.science/tel-03176677>

Submitted on 22 Mar 2021

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.

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES DES METIERS DE L'INGENIEUR
Laboratoire du Froid et des Systèmes Energétiques et Thermiques

THÈSE

présentée par : **Dimitri GUYOT**

soutenue le : **02 octobre 2020**

pour obtenir le grade de : **Docteur d'HESAM Université**

préparée au : **Conservatoire national des arts et métiers**

Discipline : **Energétique – Génie des Procédés (section 62)**

Spécialité : **Energétique**

**Evaluation sur modèle de simulation
thermique dynamique calibré des
performances d'un contrôleur prédictif basé
sur l'utilisation de réseaux de neurones**

THÈSE dirigée par :

M. MARVILLET Christophe, Professeur, Lafset, CNAM

et co-encadrée par :

M. TREMEAC Brice, Maître de conférences, Lafset, CNAM

Mme. GIRAUD Florine, Maître de conférences, Lafset, CNAM

Jury

M. Christophe MARVILLET , Professeur, Lafset, CNAM	Directeur de thèse
M. Frédéric WURTZ , Directeur de Recherche au CNRS	Rapporteur
M. Christian GHIAUS , Professeur, CETHIL, INSA Lyon	Rapporteur
Mme. Florine GIRAUD , Maître de conférences, Lafset, CNAM	Co-encadrante de thèse
M. Mohamed EL MANKIBI , Directeur de Recherche, ENTPE	Président du jury
M. Tarek RAISSI , Professeur, CEDRIC, CNAM	Examineur
M. Brice TREMEAC , Maître de conférences, Lafset, CNAM	Invité
M. David CORGIER , Ingénieur, MANASLU Ing.	Invité
M. Florian SIMON , Ingénieur, MANASLU Ing.	Invité

Technology is the answer, but what was the question?

Cedric Price

Remerciements

Ces trois années de thèse constituent l'une des expériences les plus enrichissantes de ma vie. Par conséquent, je tiens à remercier ici toutes les personnes m'ayant permis de mener à bien ce projet.

En premier lieu, mes remerciements s'adressent aux membres du jury pour avoir accepté d'évaluer mes travaux, et ce même dans des conditions post-confinement assez particulières. Je remercie particulièrement les rapporteurs, M. Frédéric Wurtz, Directeur de Recherche au CNRS, et M. Christian Ghiaus, Professeur à l'INSA de Lyon, pour la critique constructive de ce manuscrit.

Ce travail étant le fruit d'une collaboration entre le laboratoire Lafset du CNAM et l'entreprise MANASLU Ing., je me dois d'adresser mes remerciements aux membres de chacune de ces deux entités.

Côté laboratoire, je remercie tout d'abord M. Christophe Marvillet, Professeur au CNAM, pour avoir dirigé cette thèse. Sans oublier le duo de co-encadrants formé par Mme. Florine Giraud et M. Brice Tremeac, tous deux Maîtres de conférences au CNAM. Merci pour votre bienveillance, pour votre disponibilité et pour la rigueur de l'encadrement. Vous avez réussi à calmer certaines ardeurs (les petits oiseaux en savent quelque chose...), à les canaliser et à les rendre audibles dans le cadre d'un travail de thèse. Après vous en avoir un peu voulu, il semble que, selon les premiers retours, s'en être été pour le meilleur et pour cela, je vous suis sincèrement reconnaissant.

Côté entreprise, où j'ai passé le plus clair de mon temps, je ne saurais par où ni par qui commencer tant les enseignements et échanges ont été nombreux et riches.

Je remercie du fond du cœur les deux dirigeants, M. David Corgier et M. Maxime Lebech, de m'avoir fait confiance pour mener ce travail au sein de leur structure. Comme pour l'ensemble du travail chez Manaslu, le niveau d'exigence était élevé et j'espère, malgré des hauts et des bas, avoir été à la hauteur de celui-ci. Merci à toi Maxime pour les innombrables expressions plus fines les unes que les autres, j'espère que la liste continuera de s'allonger (Simon je compte sur toi !). David, merci pour cette bienveillance au quotidien que tu t'efforces de montrer à chacun de tes employés. Merci également pour ton esprit critique qui dépasse de loin le cadre de cette thèse et qui a je crois quelque peu déteint sur moi. Comme quoi, la corgierisation a parfois du bon !

Je remercie tout particulièrement M. Florian Simon, d'abord pour avoir relu l'ensemble de ce manuscrit, mais surtout pour son encadrement quotidien de très grande qualité, tant sur le plan scientifique que grammatical. Merci à toi pour ta disponibilité, ta pédagogie, et pour toutes les connaissances que tu as su me transmettre. La qualité scientifique de ce travail de thèse te revient en partie.

Un grand merci à M. Christian Piriou pour les journées sur chantier, véritables petites bouffées d'oxygène. Merci pour ton ouverture d'esprit au cours de nos discussions, pour les siestes dans le Caddy et pour ta bonne humeur à toute épreuve. Et t'inquiètes pas Kiki, plus que jamais, ça va bientôt péter...

Merci également à tout le reste de l'équipe, Antoine (merci pour tes conseils avisés de vieux docteur), Simon (n'oublies pas les clés du courrier), l'armée de stagiaires, la Sodescro pour m'avoir gardé en vie et enfin mon fidèle ordinateur pour les centaines d'heures de calcul effectuées sans broncher.

Enfin, je remercie M. Florent Dulac pour être arrivé dans l'équipe au bon moment et pour avoir drastiquement fait chuter la moyenne d'âge. Merci pour toutes les discussions, les jeux de mots franco-anglais (ou anglo-français, je sais plus), les grandes voies, le ski tête de mort, la cascade de glace, la découverte de la ferme et j'en passe. Je suis convaincu que pour mener à bien un travail de thèse, un bon équilibre au sein de la sphère privée est au moins aussi important que le cadre de travail. En passant rapidement du statut de collègue à celui d'ami, tu as grandement contribué au bon déroulement de cette thèse.

A ce propos, et même si cela est vain, je ne peux pas terminer ces remerciements sans essayer de remercier chaleureusement chacune des personnes ayant contribué à mon équilibre personnel au cours de ces trois années.

Merci les colocos devant l'éternel, Arthur, Antoine, et surtout Robin pour la relecture attentive de ce manuscrit. Et puis comment oublier la ferme de la Goettaz, ma deuxième maison (et famille ?), où j'ai eu la chance d'arriver à un moment clé de ce travail de thèse, où ma motivation était au plus bas. Je n'ose imaginer ce qu'il serait advenu dans un autre contexte. Merci à toi Jeff pour tout ce que j'ai pu apprendre à tes côtés, pour ta bonne humeur contagieuse, ton énergie et ta curiosité sans limite. Soigner tes légumes aura été pour moi une véritable soupape de décompression. Nat', la deuxième maman des étudiants, merci pour tes superbes qualités humaines. Un immense merci à tous les deux pour votre accueil, les apéros, les repas, le confinement tout relatif, les rigolades et votre chaleur humaine, si précieuse. Merci à tous les autres, vous qui peuplez ce lieu et le rendez si spécial, Lolo l'Auvergnat élagueur de l'extrême, Claude, Chantal, Manon, Pablo, Jojoninho, Tati, Valentin, Ina, Cookie et j'en passe...

Coline, merci de m'avoir supporté, accompagné, et soutenu. Courage, ce n'était que le début...

Merci enfin à ma famille et plus particulièrement à mes parents pour leur soutien indéfectible.

A tous, je vous dédie ce manuscrit.

Résumé

Le développement des techniques d'apprentissage automatique, et plus particulièrement des réseaux de neurones, associé à celui des nouvelles technologies de l'information et de la communication, bouleverse nos sociétés à travers des avancées technologiques dans une variété de secteurs d'activité. Le secteur du bâtiment n'est pas épargné, si bien que ces techniques peuvent constituer une opportunité intéressante dans un contexte où les émissions de gaz à effet de serre doivent être drastiquement réduites. L'objectif de ces travaux est d'évaluer l'intérêt de ces techniques appliquées à l'énergétique du bâtiment, dans une optique de réduction des consommations énergétiques et d'amélioration du confort thermique. Nous veillons par ailleurs à garder lors de cette évaluation une vision globale, en plaçant les éventuels avantages en face des différents besoins relatifs au développement de ces technologies. Ce travail de thèse s'organise en trois parties précédées d'une introduction détaillée visant à donner au lecteur une vue d'ensemble des différents éléments de contexte, permettant ainsi la mise en perspective du travail de thèse. Nous donnons ensuite dans la première partie le cadre théorique nécessaire à la compréhension des problématiques rencontrées lors de l'élaboration et de la création des réseaux de neurones pour des applications à l'énergétique du bâtiment. Dans un second temps, une étude bibliographique donnant au lecteur un large aperçu des diverses applications des réseaux de neurones au domaine de l'énergétique du bâtiment est présentée. La seconde partie est consacrée à la calibration du modèle de bâtiment utilisé ensuite pour tester et évaluer un contrôleur prédictif mettant en œuvre des réseaux de neurones. Après une explication de la méthode utilisée puis une présentation détaillée du modèle, une analyse complète des résultats de calibration est menée. Nous terminons cette partie par des observations et recommandations concernant les méthodes classiques de calibration préconisées par différents organismes internationaux. Enfin, une application concrète mettant en œuvre des réseaux de neurones pour le contrôle prédictif de la température intérieure est présentée au cours de la troisième partie. Après un point théorique concernant le contrôle prédictif, nous détaillons la méthode développée pour l'entraînement des réseaux de neurones utilisés. Les résultats obtenus en simulation avec un contrôleur prédictif sont ensuite analysés et comparés à ceux obtenus en présence de deux contrôleurs de référence pour diverses hypothèses de simulation. Le contrôleur prédictif est ainsi testé dans plusieurs cas de figures, allant d'une situation idéale à des conditions de fonctionnement plus réalistes, en passant par deux types d'émetteurs de chaleur différents, à savoir des plafonds rayonnants et un plancher chauffant.

Mots-clés :

Réseaux de neurones ; Contrôle prédictif ; Bâtiment ; Energétique ; Calibration ; Simulation thermique dynamique.

Résumé en anglais

The development of machine learning techniques, particularly neural networks, combined with the development of new information and communication technologies, is shaking up our societies through technological advances in a variety of sectors. The building sector is not spared, so these techniques may represent an interesting opportunity in a context where greenhouse gas emissions must be drastically reduced. The objective of this work is to assess the interest of these techniques in the field of building energy, with the aim of reducing energy consumption and improving thermal comfort. In addition, we ensure that this evaluation is carried out with a global vision, by placing the possible advantages in front of the different needs relating to the development of these technologies. This thesis is organized in three parts preceded by a detailed introduction intended to give the reader an overview of the various contextual elements, thus allowing the thesis to be placed in perspective. We then give in the first part the theoretical framework needed to understand the problems encountered during the elaboration and creation of neural networks for building energy applications. Then, a bibliographical study giving the reader a broad overview of the various applications of neural networks in the field of building energy is presented. The second part is devoted to the calibration of the building model that is then used to test and evaluate a predictive controller implementing neural networks. After an explanation of the method used and a detailed presentation of the model, a complete analysis of the calibration results is carried out. We conclude this part with observations and recommendations regarding the standard calibration guidelines recommended by three international organizations. Finally, a practical application using neural networks for the predictive control of indoor temperature is presented in the third part. After a theoretical introduction concerning predictive control, we detail the method employed to train the neural networks used. The results obtained in simulation with a predictive controller are then analyzed and compared with those obtained with two reference controllers for various simulation hypothesis. The predictive controller is thus tested in several scenarios, ranging from an ideal situation to more realistic operating conditions, including two different types of heat emitters, namely radiant ceilings and underfloor heating.

Keywords:

Neural networks; Predictive control; Building; Energy; Calibration; Building thermal modeling.

Table des matières

REMERCIEMENTS -----	4
RESUME -----	6
RÉSUMÉ EN ANGLAIS -----	7
TABLE DES MATIERES -----	8
Liste des tableaux -----	10
Liste des figures -----	11
Liste des annexes -----	15
NOMENCLATURE -----	16
CONTEXTE GENERAL DE LA THESE -----	20
I. DU BIG DATA AU MACHINE LEARNING -----	21
II. LA CONSOMMATION ENERGETIQUE DU SECTEUR DU BATIMENT -----	22
III. LES BATIMENTS CONNECTES -----	25
IV. OBJECTIFS DE LA THESE -----	28
CHAPITRE 1 LES RESEAUX DE NEURONES -----	30
1.1 HISTORIQUE -----	32
1.2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT -----	32
1.3 NEURONE FORMEL -----	33
1.4 ARCHITECTURE -----	35
1.5 APPRENTISSAGE -----	36
1.6 PROCESSUS DE MISE EN ŒUVRE D'UN RESEAU DE NEURONES -----	38
1.6.1 Choix des variables d'entrée.....	38
1.6.2 Collecte des données.....	39
1.6.3 Analyse et traitement des données.....	40
1.6.4 Séparation des données.....	40
1.6.5 Choix de la structure du réseau de neurones et de ses paramètres.....	40
1.6.6 Choix du critère d'évaluation de la performance.....	41
1.6.7 Apprentissage.....	43
1.7 APPLICATIONS A L'ENERGETIQUE DU BATIMENT -----	44
1.7.1 Conception du bâtiment.....	44
1.7.2 Contrôle des systèmes.....	45
1.7.3 Prédiction de la consommation d'énergie.....	47
1.7.4 Rénovation et évaluation de la performance énergétique.....	48
1.8 CONCLUSION DU CHAPITRE -----	49
CHAPITRE 2 CALIBRATION DE MODELE DE SIMULATION THERMIQUE DYNAMIQUE -----	50
2.1 ETAT DE L'ART -----	52
2.1.1 Les notions de système et de modèle.....	52
2.1.2 Les modèles de simulation du bâtiment.....	52
2.1.3 Les sources d'incertitude.....	53
2.1.4 Les méthodes de calibration.....	56
2.1.5 Les indicateurs de performance.....	58
2.2 PRESENTATION GENERALE DU PROJET HIKARI -----	60
2.2.1 Contexte du projet.....	60
2.2.2 Situation géographique.....	61
2.2.3 Conditions météorologiques.....	62
2.3 PRESENTATION DU BATIMENT HIGASHI -----	63
2.3.1 Usages et caractéristiques de l'enveloppe.....	63
2.3.2 Systèmes terminaux.....	64

2.3.3	<i>Instrumentation des zones de bureaux</i>	67
2.4	DESCRIPTION DE LA METHODE DE CALIBRATION UTILISEE -----	69
2.5	PRESENTATION DU MODELE DE BATIMENT-----	70
2.5.1	<i>Présentation générale</i>	70
2.5.2	<i>Données météorologiques</i>	72
2.5.3	<i>Modélisation du chauffage et du rafraîchissement</i>	74
2.5.4	<i>Modélisation des échanges d'air</i>	75
2.5.5	<i>Modélisation des apports internes</i>	80
2.5.6	<i>Modélisation des protections solaires</i>	80
2.6	ANALYSE DES RESULTATS DE SIMULATION -----	81
2.6.1	<i>Analyse statique en consommation d'énergie</i>	81
2.6.2	<i>Analyse dynamique des puissances appelées</i>	82
2.6.3	<i>Analyse statistique des températures de zones</i>	86
2.6.4	<i>Analyse dynamique des températures de zones</i>	91
2.7	DISCUSSION SUR LES RESULTATS DE CALIBRATION -----	93
2.8	CONCLUSION DU CHAPITRE-----	95
CHAPITRE 3 MISE EN ŒUVRE D'UN CONTROLEUR PREDICTIF BASE SUR L'UTILISATION DE RESEAUX DE NEURONES		96
3.1	INTRODUCTION -----	98
3.1.1	<i>Le contrôle en température dans le bâtiment et ses limites</i>	98
3.1.2	<i>Le contrôle prédictif</i>	102
3.1.3	<i>Objectifs et déroulement du chapitre</i>	107
3.2	MISE EN ŒUVRE D'UN CONTROLEUR PREDICTIF-----	108
3.2.1	<i>Démarche</i>	108
3.2.2	<i>Structure du contrôleur</i>	111
3.3	DEVELOPPEMENT DU RESEAU DE NEURONES COMME ELEMENT DU MODELE INTERNE-----	120
3.3.1	<i>Choix du réseau de neurones et de ses paramètres</i>	120
3.3.2	<i>Génération des données d'apprentissage</i>	123
3.3.3	<i>Optimisation de la structure du réseau de neurones</i>	133
3.3.4	<i>Choix du critère de sélection</i>	136
3.3.5	<i>Résultats de l'optimisation et performance des réseaux de neurones</i>	137
3.4	EVALUATION DES PERFORMANCES DU CONTROLE PREDICTIF EN CONDITIONS IDEALES -----	142
3.4.1	<i>Contrôleurs de référence</i>	142
3.4.2	<i>Critères d'évaluation de la performance</i>	145
3.4.3	<i>Hypothèses de simulation</i>	146
3.4.4	<i>Application au modèle calibré et analyse des résultats</i>	149
3.5	EVALUATION DES PERFORMANCES DU CONTROLE PREDICTIF EN CONDITIONS REALISTES -----	159
3.5.1	<i>Prise en compte du comportement réel des zones adjacentes</i>	159
3.5.2	<i>Impact d'une perturbation non prévisible</i>	161
3.6	CAS D'UN EMETTEUR INERTIEL -----	164
3.6.1	<i>Présentation de la démarche</i>	164
3.6.2	<i>Description de l'émetteur</i>	165
3.6.3	<i>Analyse des résultats</i>	167
3.7	CONCLUSION DU CHAPITRE-----	174
CONCLUSION GENERALE -----		176
REFERENCES -----		180
ANNEXES -----		192
	<i>Annexe 1 : Descriptif de l'entreprise Manaslu Ing.</i>	192
	<i>Annexe 2 : Tableaux de résultats détaillés obtenus lors des tests en conditions idéales</i>	195

Liste des tableaux

Tableau 1-1 : Analogie biologique/mathématique.	34
Tableau 1-2 : Calcul du nombre de neurones dans la couche cachée selon différentes règles de bonnes pratiques ($Nbcc$ = nombre de neurones dans la couche cachée ; Nbe = nombre de neurones dans la couche d'entrée ; Nbs = nombre de neurones dans la couche de sortie).	41
Tableau 2-1 : Critères de calibration selon différents organismes.	58
Tableau 2-2 : Surfaces de plancher par usage et par bâtiment.	61
Tableau 2-3 : Grandeurs mesurées par la station météo <i>in situ</i>	62
Tableau 2-4 : Caractéristiques principales de l'enveloppe des bureaux du bâtiment Higashi.	64
Tableau 2-5 : Consigne de température en fonction du mode d'occupation.	65
Tableau 2-6 : Conditions de déclenchement des différents modes d'occupation.	65
Tableau 2-7 : Principe de régulation des BSO. Une ouverture à 0 % correspond à la position relevée, et un angle de 0 ° correspond à des lames horizontales.	67
Tableau 2-8 : Grandeurs monitorées sur les CTA.	67
Tableau 2-9 : Grandeurs monitorées sur les circuits de distribution des plafonds rayonnants.	67
Tableau 2-10 : Grandeurs monitorées dans les zones de bureaux.	68
Tableau 2-11 : Différence de température entre l'intérieur et l'extérieur et température extérieure moyenne lors d'ouvertures de fenêtres par demi-plateau.	77
Tableau 2-12 : Hypothèses et résultats du calcul du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre.	78
Tableau 2-13 : Indicateurs statistiques sur les températures simulées et mesurés.	86
Tableau 3-1 : Informations concernant les zones de test.	109
Tableau 3-2 : Caractéristiques d'un plafond rayonnant en mode chauffage. La puissance surfacique en chauffage est donnée pour une température ambiante de 20 °C. La capacité calorifique surfacique, calculée à 20 °C, tient compte de l'eau contenue l'émetteur.	113
Tableau 3-3 : Comportement du contrôleur en fonction des phases de fonctionnement.	119
Tableau 3-4 : Synthèse des caractéristiques et paramètres du contrôleur prédictif.	119
Tableau 3-5 : Caractéristiques des réseaux de neurones.	122
Tableau 3-6 : Paramètres utilisés pour la génération du profil de température extérieure utilisé pour l'apprentissage.	126
Tableau 3-7 : Nombre de neurones dans la couche cachée selon différentes règles de bonnes pratiques.	133
Tableau 3-8 : Paramètres de l'optimisation.	134
Tableau 3-9 : Résultats de la recherche de structure optimale.	137
Tableau 3-10 : Récapitulatif des structures et performances des RN obtenus après optimisation pour chaque zone de test.	141
Tableau 3-11 : Critères de performance utilisés.	146
Tableau 3-12 : Paramétrage des poids du contrôleur prédictif.	149
Tableau 3-13 : Capacité calorifique du plancher chauffant par rapport à celle des plafonds rayonnants.	166
Tableau 3-14 : Résultats obtenus après optimisation dans le cas d'un émetteur inertiel.	167
Tableau 3-15 : Récapitulatif des résultats obtenus en conditions réelles pour la zone H2N.2 en présence d'un plancher chauffant.	169

Liste des figures

Figure 1 : Consommation d'énergie finale par secteur et par an, en Mtep (données corrigées des variations climatiques) [5].	22
Figure 2 : Types d'énergie consommés par an par le secteur du bâtiment résidentiel, en Mtep (données corrigées des variations climatiques) [5].	23
Figure 3 : Types d'énergie consommés par an par le secteur du bâtiment tertiaire, en Mtep (données corrigées des variations climatiques) [5].	23
Figure 4 : Répartition par secteur des émissions de gaz à effet de serre françaises de l'année 2016 [6].	23
Figure 5 : Usage de l'énergie finale dans les bâtiments résidentiels et tertiaires en 2018 [7,8].	24
Figure 6 : Évolution temporelle des consommations finales selon l'usage dans le secteur résidentiel [9].	24
Figure 1-1 : Schéma d'un neurone biologique.	33
Figure 1-2 : Schéma d'un neurone formel.	34
Figure 1-3 : (de gauche à droite) Fonction seuil du neurone de Mc Culloch et Pitts [14], fonction linéaire par morceau du modèle ADALINE de Widrow et Hoff [17], fonction tangente hyperbolique, fonction sigmoïde. ..	34
Figure 1-4 : Réseau de neurones de type <i>feed-forward</i> .	35
Figure 1-5 : Réseau de neurones de type TDNN.	35
Figure 1-6 : Réseaux de neurones à représentation temporelle interne. Avec retards sur les connexions à gauche. Avec connexions récurrentes à droite.	36
Figure 1-7 : Illustration du phénomène d' <i>over-fitting</i> .	37
Figure 1-8 : Illustration de la méthode de l'arrêt prématuré.	38
Figure 1-9 : Répartition des RN par nombre de couches [49] (analyse réalisée sur les publications parues chez Elsevier de 1998 à 2018 en lien avec l'énergétique du bâtiment).	41
Figure 1-10 : Répartition des indicateurs utilisés pour évaluer la performance des RN utilisés [49] (analyse réalisée sur les publications parues chez Elsevier de 1998 à 2018 en lien avec l'énergétique du bâtiment).	42
Figure 1-11 : Evolution schématique du critère BIC en fonction de la complexité du réseau de neurones.	42
Figure 1-12 : Positionnement des différents types de minimum dans l'espace des solutions.	43
Figure 1-13 : Répartition des publications analysées [49] (analyse réalisée sur les publications parues chez Elsevier de 1998 à 2018 en lien avec l'énergétique du bâtiment).	44
Figure 2-1 : Vue de la façade sud du projet Hikari. Les bureaux sont entourés en vert, les logements sont en jaune, et les commerces sont en orange.	60
Figure 2-2 : Situation géographique de l'îlot Hikari.	61
Figure 2-3 : Vue de quartier et masques solaires (en rouge).	62
Figure 2-4 : Données météorologiques à Lyon sur la période 1981-2010, enregistrées à la station de l'aéroport Lyon-Bron (source Météo France).	62
Figure 2-5 : Vue schématique du bâtiment Higashi. Les commerces sont représentés en orange, les bureaux sont en vert, les parties communes et locaux techniques sont en gris.	63
Figure 2-6 : Vue du R+2 du bâtiment Higashi.	63
Figure 2-7 : Vue schématique des systèmes installés dans un bureau type.	64
Figure 2-8 : Principe de régulation des plafonds rayonnants.	65
Figure 2-9 : Vue d'étage sur le BEMS.	68
Figure 2-10 : Vue 3D du quartier (en haut, image Google Earth) et vue du modèle utilisé pour la STD (en bas).	70
Figure 2-11 : Vue du 2 ^{ème} étage du bâtiment Higashi dans le modèle DesignBuilder.	72
Figure 2-12 : Données météo mesurées. En bleu des périodes de dysfonctionnement pour lesquelles des données issues de la station météo de l'ENTPE située à 9,2 km à vol d'oiseau ont été utilisées en remplacement.	73
Figure 2-13 : Répartition en densité de probabilité de la différence de température intérieur/extérieur lors d'ouvertures de fenêtres.	76
Figure 2-14 : Répartition en densité de probabilité de la température extérieure lors d'ouvertures de fenêtres. ..	77
Figure 2-15 : Caractéristique « débit/ ΔP » des étages de bureaux du bâtiment Higashi.	79
Figure 2-16 : Planning de densité d'occupation des bureaux d'Higashi les jours de semaine.	80
Figure 2-17 : Besoins de chaud et de froid annuels mesurés et simulés.	81

Figure 2-18 : Besoins de chaud et de froid mensuels mesurés et simulés.	81
Figure 2-19 : Indicateurs de performance de la calibration en chaud et en froid.	82
Figure 2-20 : Evolution de la puissance totale mesurée et simulée des plafonds rayonnants sur une semaine du mois de février	85
Figure 2-21 : Evolution de la puissance totale mesurée et simulée des plafonds rayonnants sur une semaine du mois de juin.....	85
Figure 2-22 : Densité de probabilité répartie et cumulée.	87
Figure 2-23 : Température simulée en fonction de la température mesurée – concentration de points.	87
Figure 2-24 : Diagramme en boîtes sur les erreurs en température des zones du bâtiment Higashi.	88
Figure 2-25 : Densité de probabilité répartie et cumulée.	90
Figure 2-26 : Température simulée en fonction de la température mesurée – concentration de points.	90
Figure 2-27 : Evolution de la température opérative mesurée et simulée sur une semaine du mois de février pour le bureau H2N.9.	92
Figure 2-28 : Evolution de la température opérative simulée et mesurée sur une semaine du mois de juin pour le bureau H2N.9.....	92
Figure 3-1 : Scénarios de montées en température suite à un changement de consigne.	99
Figure 3-2 : Planning hebdomadaire de changement de consigne. Les périodes d’occupation sont représentées en orange.....	100
Figure 3-3 : Evolution en fonction du temps des températures mesurées sur un demi-plateau, de la puissance de chauffage et de la température extérieure.	101
Figure 3-4 : Répartition temporelle de la température extérieure sur une année, en pourcentage du temps total.	101
Figure 3-5 : Schéma de principe d’un contrôleur prédictif.	103
Figure 3-6 : Séquence de fonctionnement détaillée d’un contrôleur prédictif à l’instant t (haut) et $t + 1$ (bas).	104
Figure 3-7 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour le contrôleur prédictif.....	108
Figure 3-8 : Zones de test (en rouge) au 2 ^{ème} étage du bâtiment Higashi, vue en plan issue du modèle DesignBuilder.	109
Figure 3-9 : Zones de test entourées, vue 3D issues du modèle DesignBuilder.....	110
Figure 3-10 : Réponse indicielle du modèle de plafond rayonnant en puissance et en température en fonction du temps.	115
Figure 3-11 : Sensibilité des parts radiatives et convectives à des variations de la température radiante.	116
Figure 3-12 : Principe de fonctionnement du modèle interne du contrôleur prédictif permettant de déterminer la température opérative d’une zone.	117
Figure 3-13 : Les différentes phases de fonctionnement du contrôleur.....	119
Figure 3-14 : Schéma global d’un réseau de neurones de type NARX en boucle fermée.....	120
Figure 3-15 : Schéma détaillé d’un réseau de neurones de type NARX.	121
Figure 3-16 : Schéma global d’un réseau de neurones de type NARX en boucle ouverte.....	122
Figure 3-17 : Schéma global du réseau choisi.....	123
Figure 3-18 : Aperçu du profil de puissance généré et utilisé pour l’apprentissage.....	125
Figure 3-19 : Aperçu du profil de débit de ventilation généré et utilisé pour l’apprentissage.	125
Figure 3-20 : Aperçu du profil de vitesse de vent généré et utilisé pour l’apprentissage.....	125
Figure 3-21 : Sinusoïde annuelle utilisée pour la génération du profil de température extérieure.	127
Figure 3-22 : Aperçu de la sinusoïde journalière utilisée pour la génération du profil de température extérieure.	127
Figure 3-23 : Aperçu du bruit utilisé pour la génération du profil de température extérieure.....	127
Figure 3-24 : Profil de température extérieure généré pour l’apprentissage.	127
Figure 3-25 : Aperçu du profil de température extérieure généré pour l’apprentissage.	127
Figure 3-26 : Profil de rayonnement solaire total généré pour l’apprentissage.....	128
Figure 3-27 : Aperçu du profil de rayonnement solaire total généré pour l’apprentissage.	128
Figure 3-28 : Aperçu des données de validation.	129
Figure 3-29 : Données de validation.	130
Figure 3-30 : Aperçu des données de test.	131
Figure 3-31 : Données de test.....	132

Figure 3-32 : Algorithme de recherche de la structure optimale.	135
Figure 3-33 : Performance des RN mesurée selon le MSE en fonction de leur complexité.....	138
Figure 3-34 : Complexité, précision, et critère BIC résultant en fonction du nombre d'éléments.	139
Figure 3-35 : Complexité normalisée, précision normalisée, et critère BIC résultant en fonction du nombre d'éléments.	140
Figure 3-36 : Evolution de la température opérative comparé à la simulation EnergyPlus pour les 48 tests.	141
Figure 3-37 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour les contrôleurs de référence TOR et PID.	142
Figure 3-38 : Comportement du contrôleur TOR sur une journée type dans la zone H2N.2.	143
Figure 3-39 : Comportement du contrôleur PID sur une journée type dans la zone H2N.2.....	144
Figure 3-40 : La « <i>check window</i> », telle que définie par la norme EN 12098-2.	146
Figure 3-41 : Consignes de chauffage.	147
Figure 3-42 : Planning de ventilation hebdomadaire.	148
Figure 3-43 : Besoins d'énergie par zone et par type de contrôleur. En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation.	150
Figure 3-44 : Ecart relatif par zone sur les besoins d'énergie entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence sans anticipation.	151
Figure 3-45 : Ecart relatif par zone sur les besoins d'énergie entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence avec anticipation.....	151
Figure 3-46 : Erreur moyenne absolue par zone et par type de contrôleur. En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation.	152
Figure 3-47 : Ecart relatif par zone sur l'erreur moyenne absolue entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence avec anticipation.....	152
Figure 3-48 : Répartition de l'erreur par zone et par type de contrôleur, avec anticipation.	153
Figure 3-49 : Critère d'anticipation par zone et par type de contrôleur. En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation.....	154
Figure 3-50 : Indicateur de confort global par zone et par type de contrôleur (attention, échelle des ordonnées différente pour la zone H2S.5). Indicateur au-dessus de la zone de confort en vert, indicateur au-dessous de la zone de confort en jaune.	155
Figure 3-51 : Aperçu des perturbations extérieures sur les deux jours de test considérés.....	156
Figure 3-52 : Comportement dynamique des contrôleurs de référence avec anticipation et du contrôleur prédictif sur les quatre zones testées en conditions idéales.	157
Figure 3-53 : Indicateurs de performance par type de contrôleur sur la zone H2N.2 (Est) en condition idéales (à gauche) et avec prise en compte du comportement réel des zones adjacentes (à droite). En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation. Indicateur au-dessus de la consigne en vert, indicateur au-dessous de la consigne en jaune.	160
Figure 3-54 : Ecart relatif par zone sur les besoins d'énergie entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence avec anticipation, en condition idéales (en orange) et avec prise en compte du comportement réel des zones adjacentes (en gris).....	161
Figure 3-55 : Comparaison des résultats obtenus pour un contrôleur PID avec anticipation et pour un contrôleur prédictif, sans et avec perturbation non prévisible sur la zone H2N.2 (Est).	162
Figure 3-56 : Comportement dynamique du contrôleur PID avec anticipation et du contrôleur prédictif, sans et avec une perturbation non prévisible.	163
Figure 3-57 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour le contrôleur prédictif associé à l'émetteur inertiel	164
Figure 3-58 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour le contrôleur de référence PID associé à l'émetteur inertiel.	165
Figure 3-59 : Composition du plancher, schéma à l'échelle.	165
Figure 3-60 : Effet du type d'émetteur sur l'évolution de la température opérative de la zone H2N.2, régulation par PID.	167
Figure 3-61 : Evolution de la température opérative comparée à la simulation EnergyPlus pour les 48 tests dans le cas d'un émetteur inertiel.	168
Figure 3-62 : Performance des RN mesurée selon le MSE en fonction de leur complexité dans le cas d'un émetteur inertiel.	168

Figure 3-63 : Complexité normalisée, précision normalisée, et critère BIC résultant en fonction de leur complexité dans le cas d'un émetteur inertiel.	169
Figure 3-64 : Comparaison par indicateur des gains obtenus suite à l'utilisation du contrôle prédictif par rapport au contrôle PID dans le cas des plafonds rayonnants et du plancher chauffant sur la zone H2N.2.	171
Figure 3-65 : Comportement dynamique du contrôleur PID avec anticipation et du contrôleur prédictif dans le cas du plancher chauffant en conditions de fonctionnement réelles.	172

Liste des annexes

<i>Annexe 1 : Descriptif de l'entreprise Manaslu Ing.</i>	<i>192</i>
<i>Annexe 2 : Tableaux de résultats détaillés obtenus lors des tests en conditions idéales</i>	<i>195</i>

Nomenclature

Acronymes

ADALINE	Adaptive linear neuron
BEMS	Building energy management system
BEPOS	Bâtiment à énergie positive
BIC	Bayesian information criterion
BIPV	Building integrated photovoltaics
BSO	Brise-soleil orientable
COP	Coefficient de performance
CTA	Centrale de traitement d'air
CVC	Chauffage ventilation climatisation
CvRMSE	Coefficient of variation of the root mean squared error
ECS	Eau chaude sanitaire
ENTPE	Ecole nationale des travaux publics de l'état
GTB	Gestion technique bâtiment
MAE	Mean absolute error
MBE	Mean bias error
MLP	Multilayer perceptron
MPC	Model predictive control
MSE	Mean squared error
Mtep	Mégatonne équivalent pétrole
NAR	Nonlinear autoregressive
NARX	Nonlinear autoregressive with exogenous inputs
NMBE	Normalized mean bias error
NTIC	Nouvelles technologies de l'information et de la communication
PID	Proportionnelle intégrale dérivée
RBC	Rule based control
RC	Résistance capacité
RMSE	Root mean squared error
RN	Réseau de neurones
SED	Simulation énergétique dynamique
STD	Simulation thermique dynamique
TDNN	Time delay neural network
TOR	Tout ou rien
V2V	Vanne deux voies
V3V	Vanne trois voies

Lettres latines

<i>A</i>	Surface	[m ²]
<i>Amp</i>	Amplitude de température	[°C]
<i>b</i>	Biais	[-]
<i>C</i>	Constante	[-]
<i>Cd</i>	Coefficient de décharge	[-]
<i>Cps</i>	Capacité calorifique surfacique	[J.K ⁻¹ .m ⁻²]
<i>E</i>	Energie	[J] ou [kWh]
<i>f</i>	Fonction d'activation	[-]
<i>F</i>	Facteur de forme	[-]
<i>g</i>	Accélération de la pesanteur	[m.s ⁻²]
<i>G</i>	Coefficient de transfert thermique	[W.K ⁻¹]
<i>h</i>	Coefficient d'échange thermique	[W.m ⁻² .K ⁻¹]
<i>H</i>	Hauteur	[m]
<i>Ic</i>	Indicateur de confort	[°C.h]
<i>J</i>	Coût	[-]
<i>k</i>	Nombre de paramètres ajustables d'un modèle	[-]
<i>K</i>	Gain	[-]
<i>L</i>	Longueur	[m]
<i>N</i>	Nombre d'échantillons	[-]
<i>Nb</i>	Nombre de neurones	[-]
<i>p</i>	Potentiel post-synaptique	[-]
<i>P</i>	Pression	[Pa]
<i>Pd</i>	Période	[h]
<i>Puis</i>	Puissance	[W]
<i>q</i>	Nombre de paramètre d'un réseau de neurones	[-]
<i>Q</i>	Débit	[m ³ .s ⁻¹] ou [vol.h ⁻¹]
<i>r</i>	Retard	[-]
<i>R</i>	Ratio	[-]
<i>R²</i>	Coefficient de détermination	[-]
<i>t</i>	Temps	[s]
<i>T</i>	Température	[°C]
<i>u</i>	Commande	[-]
<i>U</i>	Coefficient de transmission thermique surfacique	[W.m ⁻² .K ⁻¹]
<i>V</i>	Vitesse	[m.s ⁻¹]
<i>w</i>	Poids	[-]
<i>Z</i>	Horizon	[-]
<i>Er</i>	Erreur	
<i>m̄</i>	Moyenne	
<i>M</i>	Valeur mesurée	
<i>S</i>	Valeur simulée	
<i>X</i>	Entrée d'un neurone formel	
<i>Y</i>	Sortie d'un neurone formel	

Lettres grecques

Ψ	Coefficient de transfert thermique d'un pont thermique linéique	[W.m ⁻¹ .K ⁻¹]
χ	Coefficient de transfert thermique d'un pont thermique ponctuel	[W.K ⁻¹]
β	Angle	[rad]
γ	Part radiative	[-]
ε	Emissivité	[-]
λ	Conductivité thermique	[W.m ⁻¹ .K ⁻¹]
σ	Constante de Stefan-Boltzmann	[W.m ⁻² .K ⁻⁴]
φ	Déphasage	[rad]
Δ	Différentiel	

Indices

<i>amb</i>	ambiante
<i>cc</i>	couche cachée
<i>com</i>	commande
<i>cons</i>	consigne
<i>cont</i>	contrôle
<i>conv</i>	convective
<i>e</i>	entrée
<i>em</i>	émetteur
<i>env</i>	enveloppe
<i>ext</i>	extérieur
<i>h</i>	homme
<i>jr</i>	journalier
<i>max</i>	maximum
<i>mes</i>	mesuré
<i>min</i>	minimum
<i>moy</i>	moyenne
<i>occ</i>	occupation
<i>op</i>	opérative
<i>ouv</i>	ouverture
<i>pred</i>	prédiction
<i>rad</i>	radiative
<i>rep</i>	réponse
<i>s</i>	sortie
<i>ss</i>	saisonnier
<i>stock</i>	stockée
<i>surf</i>	surfacique

CONTEXTE GENERAL DE LA THESE

Cette première partie introductive a but de donner au lecteur une vue d'ensemble des différents éléments de contexte, permettant ainsi la mise en perspective du travail de thèse. Dans un premier temps, les notions de *big data* (megadonnées) et de *machine learning* (apprentissage automatique) sont présentées à travers le lien les unissant. Nous resserrons ensuite le spectre d'analyse, afin de nous intéresser spécifiquement au secteur du bâtiment et à sa consommation d'énergie. Nous abordons ensuite le sujet des bâtiments connectés, apparu récemment suite au développement des domaines du *big data* et du *machine learning*, associé à une volonté de réduction de la consommation d'énergie du secteur du bâtiment, particulièrement énergivore. Nous finissons avec une présentation des objectifs de ce travail de thèse et de la structure du présent manuscrit.

I.	DU BIG DATA AU MACHINE LEARNING-----	21
II.	LA CONSOMMATION ENERGETIQUE DU SECTEUR DU BATIMENT-----	22
III.	LES BATIMENTS CONNECTES -----	25
IV.	OBJECTIFS DE LA THESE -----	28

I. Du big data au machine learning

En quelques dizaines d'années, les données, ou *data*, sont devenues une ressource indispensable au fonctionnement de nos sociétés modernes. Impliquées dans un nombre impressionnant d'actions quotidiennes, elles permettent de connecter les objets et les humains entre eux de manière inédite. Chaque machine ou être humain associé à un objet connecté est aujourd'hui susceptible de produire et de consommer de la donnée, à son insu ou non. Depuis la naissance de l'internet grand public dans les années 90, la quantité de données en circulation n'a cessé d'augmenter, et ce de manière exponentielle. Pour exemple, la masse de données créée et copiée suit un accroissement d'un facteur neuf tous les cinq ans [1], si bien qu'en 2016, 90 % des données dans le monde ont été créées au cours des deux années précédentes [2]. C'est dans ce contexte qu'est apparu le concept de *big data*, ou « megadonnées », permettant de qualifier cette masse invisible de données. Cette notion est souvent caractérisée selon les trois « V » de « Volume », « Variété » et « Vitesse » :

- **Volume** : C'est la première notion sous-jacente à l'utilisation du terme *big data*, venant souligner le volume gigantesque de données mis en jeu, et la difficulté du traitement de ces dernières par des outils standards.
- **Variété** : Les données étant issues d'objets d'une très grande diversité, ce terme fait référence à l'hétérogénéité des types et formats de données mis en jeu (texte, son, image, vidéo, etc.). Ces derniers n'ont initialement pas été conçus pour pouvoir lier et stocker facilement les données ensemble.
- **Vitesse** : Fait référence à l'aspect dynamique et temporel des données, produites en flots continus. Certaines applications impliquent d'ailleurs une utilisation des données en temps réel (vidéosurveillance, géolocalisation, etc.) au risque de voir ces dernières devenir obsolètes si elles ne sont pas traitées à temps. Il devient alors nécessaire de traiter ces flux importants dans un temps restreint, avec les difficultés que cela implique.

Il faut cependant garder à l'esprit que, comme mentionné dans [3], il n'existe peu ou pas d'applications mettant en jeu des données possédant toutes ces caractéristiques. Ainsi, selon les mêmes auteurs, une définition plus juste des megadonnées serait : « des données qui sont trop volumineuses *ou* ayant une arrivée trop rapide *ou* une variété trop grande pour permettre de les ranger directement dans des bases de données ou de les traiter par les algorithmes actuels ».

Parallèlement, les progrès réalisés dans le domaine du *machine learning*, ou apprentissage automatique, un champ d'étude du domaine de l'intelligence artificielle, ont ouvert de nouvelles possibilités quant à l'utilisation des megadonnées. Ces techniques, fondées sur des modèles mathématiques, donnent aux ordinateurs la capacité de valoriser les données pour résoudre des problèmes pour lesquels ils n'ont pas été spécifiquement programmés. Le développement actuel des techniques d'apprentissage automatique est indissociable de celui des megadonnées, qui constituent le carburant de ces algorithmes. Ainsi, aux trois « V » précédemment énoncés, viennent s'ajouter ceux de « Valeur » et de « Vérité » :

- **Valeur** : Fait référence à la valeur, principalement économique, potentiellement extractible des gisements de données. Leur valorisation passe par leur analyse via des outils d'apprentissage automatique. Bien que cela eût été impossible avant le développement de ces outils, nous verrons dans le chapitre suivant que ces derniers sont tributaires d'une expertise purement humaine. De ce nouveau besoin est né le domaine de la « *data science* », auquel est associé le nouveau métier de « *data scientist* », ou « *data analyst* ».

- **Véracité** : Du désir de valorisation naît le besoin de véracité de la donnée. En effet, la qualité d'une analyse sera impactée par la qualité des données initiales. Il est cependant très difficile de garantir leur qualité et de leur accorder de la confiance, du fait de leur volume, de leur variété, et de leur vélocité.

Il est aisé de constater que megadonnées et apprentissage automatique sont intimement liés. En effet, sans les techniques actuelles de *machine learning*, nos données ne seraient qu'une masse informe extrêmement difficile à valoriser. Inversement, sans ces précieuses données, les techniques d'apprentissage automatique n'auraient pas pu prouver leur efficacité et seraient restées au stade d'objet d'étude, incapables de prouver leur valeur sur des applications concrètes. L'usage des megadonnées à travers les techniques d'apprentissage automatique a aujourd'hui montré son intérêt dans divers domaines tels que la recherche scientifique, la santé, le transport, l'énergie, ou encore l'économie [4]. Ces techniques apparaissent notamment comme un moyen de réduire la consommation d'énergie, et ce dans une multitude de domaines d'application. Ainsi, selon une vision techno-centrée souvent mise en avant, l'utilisation du *big data* via le *machine learning* devient peu à peu indissociable de la lutte pour maîtriser le changement climatique, dont le domaine du bâtiment, de par son importante consommation d'énergie, ne peut pas être exclu.

II. La consommation énergétique du secteur du bâtiment

Le secteur du bâtiment, résidentiel et tertiaire, a toujours été un gros consommateur d'énergie, puisqu'il représentait en 1990 déjà 43 % de la consommation finale d'énergie en France [5]. Son importance est de plus en plus prédominante, comme le montre la Figure 1, puisqu'en 2017 il représentait 46 % des 144 Mtep¹ d'énergie finale consommées cette année-là, soit 67 Mtep, réparties à 42 Mtep pour le résidentiel, et 25 Mtep pour le tertiaire [5]. Les secteurs du bâtiment résidentiel et tertiaire représentent donc respectivement 29 % et 17 % de la consommation finale d'énergie en France. Vient ensuite le secteur des transports (32 %), puis de l'industrie (19 %), et enfin celui de l'agriculture (3 %) [5].

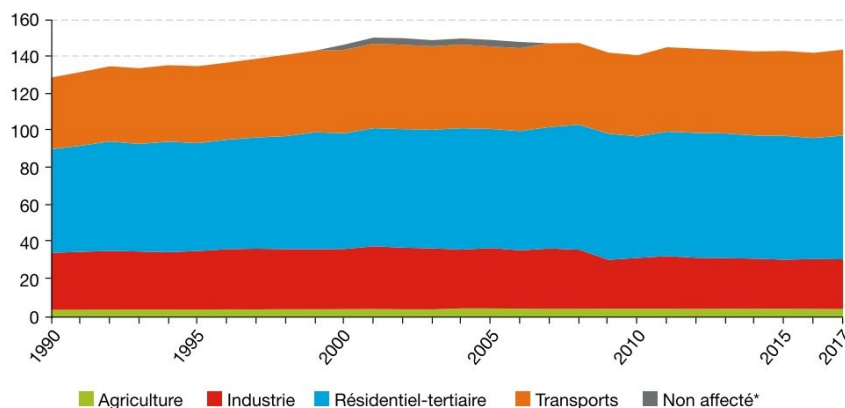


Figure 1 : Consommation d'énergie finale par secteur et par an, en Mtep (données corrigées des variations climatiques) [5].

Si l'on s'intéresse au type d'énergie consommée dans le secteur résidentiel, l'électricité demeure la plus utilisée (33 %), devant le gaz naturel (28 %), les énergies renouvelables (22 %) et le pétrole (13 %), comme le montre la Figure 2. Notons que la catégorie « EnR et déchets » comprend ici plusieurs types d'énergie, dont l'électricité. On remarque par ailleurs que depuis une dizaine d'années, la part du pétrole baisse au profit des énergies renouvelables, alors que celles du gaz et de l'électricité n'évoluent que très peu.

¹ Mégatonne équivalent pétrole, soit 1.10^6 tep. La tonne équivalent pétrole est une mesure de l'énergie qui vaut 41,868 GJ, soit le pouvoir calorifique d'une tonne de pétrole brut. Cette unité est utilisée pour exprimer dans une unité commune l'énergie consommée lorsque différentes sources d'énergie sont mises en jeu.

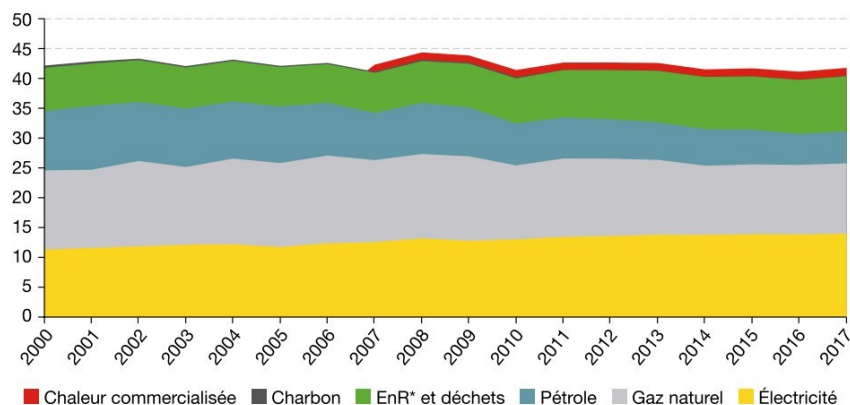


Figure 2 : Types d'énergie consommés par an par le secteur du bâtiment résidentiel, en Mtep (données corrigées des variations climatiques) [5].

Les chiffres du secteur tertiaire sont différents puisque contrairement au secteur résidentiel, ce dernier a connu une hausse de sa consommation finale d'énergie, qui tend aujourd'hui à se stabiliser, comme le montre la Figure 3. L'électricité est ici encore plus majoritaire (49 %), suivie par le gaz naturel (31 %), les produits pétroliers (13 %), les énergies renouvelables (4 %) et la chaleur commercialisée via des réseaux (4 %).

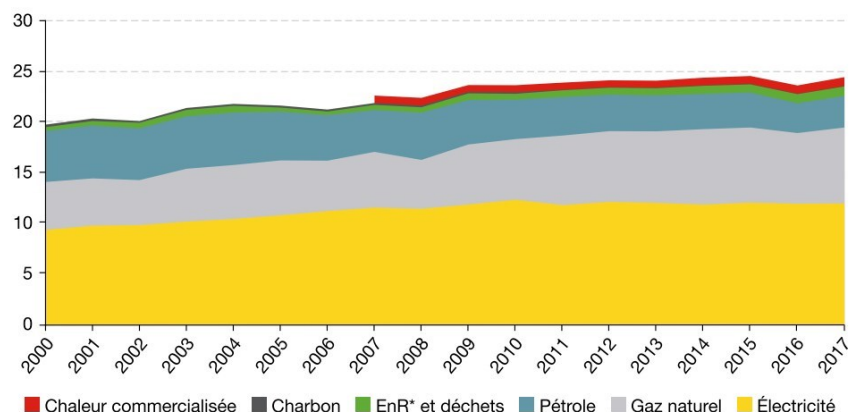


Figure 3 : Types d'énergie consommés par an par le secteur du bâtiment tertiaire, en Mtep (données corrigées des variations climatiques) [5].

Ce mix énergétique dominé par l'électricité, faiblement carbonée en France, entraîne une contribution relativement faible du secteur du bâtiment au sein des émissions totales de gaz à effet de serre, au regard de sa consommation d'énergie pourtant importante. En effet, en 2016, comme le montre la Figure 4, 17 % des émissions annuelles françaises de gaz à effet de serre étaient imputables au secteur du bâtiment pour la phase d'utilisation.

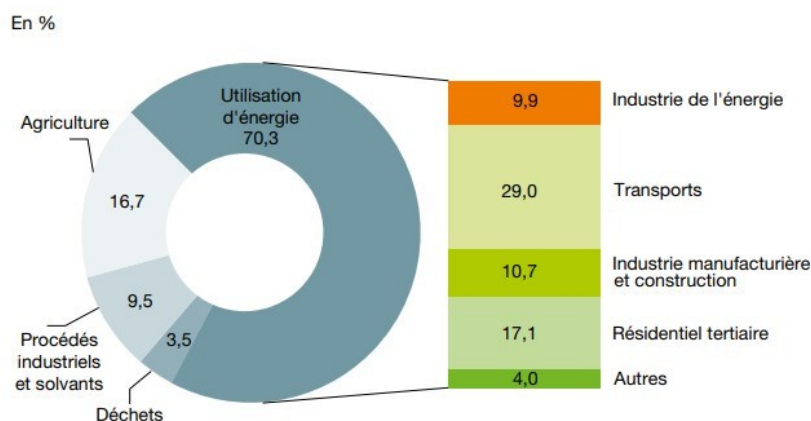


Figure 4 : Répartition par secteur des émissions de gaz à effet de serre françaises de l'année 2016 [6].

Les différents usages de l'énergie dans les bâtiments résidentiels se décomposent selon la Figure 5, sur laquelle on constate que la grande majorité de l'énergie (67 %) est dédiée au chauffage. Cette tendance se retrouve dans une moindre mesure pour les bâtiments tertiaires, avec 43 % de l'énergie dédiée au chauffage. Notons une part non négligeable d'énergie consommée pour la climatisation (9 %). Par ailleurs, la part attribuable à l'électricité spécifique est deux fois plus importante dans le secteur tertiaire que dans le résidentiel.

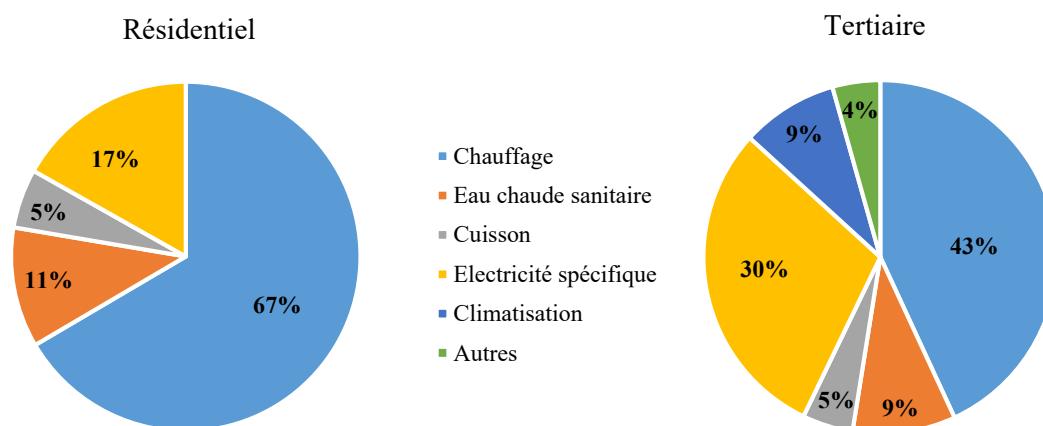


Figure 5 : Usage de l'énergie finale dans les bâtiments résidentiels et tertiaires en 2018 [7,8].

La consommation d'électricité spécifique représente un enjeu très important dans la réduction de la consommation d'énergie du secteur du bâtiment. En effet, comme le montre la Figure 6, si les consommations des autres postes du résidentiel n'ont globalement fait que décroître depuis 1990, la consommation des appareils électriques n'a fait qu'augmenter. Ce phénomène s'explique par la progression de l'équipement des ménages en appareils électroménagers, et plus récemment, par la démocratisation d'une multitude d'équipements appartenant au secteur des NTIC².

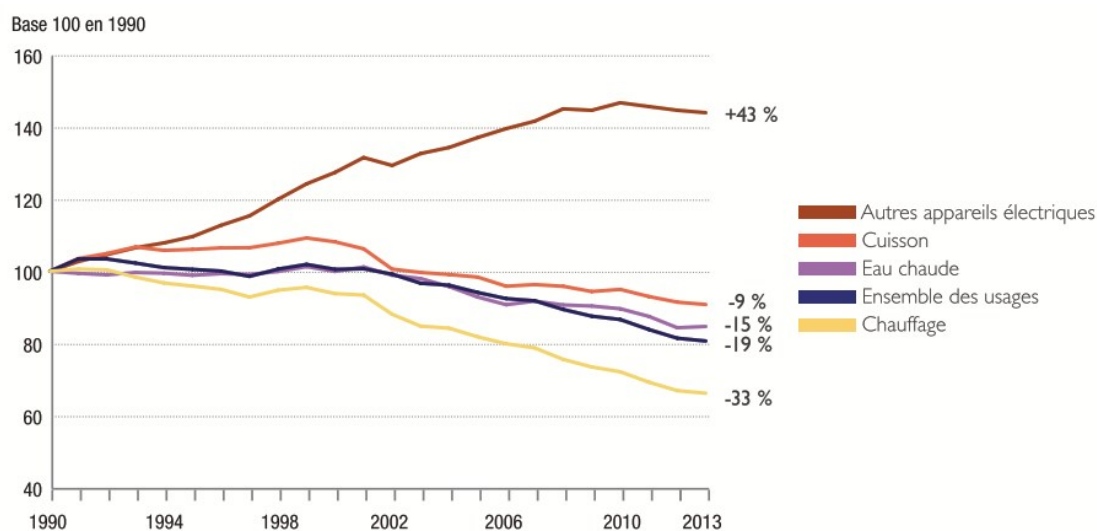


Figure 6 : Évolution temporelle des consommations finales selon l'usage dans le secteur résidentiel [9].

En représentant près de la moitié de l'énergie finale consommée en France, et en étant responsable de 17 % des émissions de gaz à effet de serre du pays, le secteur du bâtiment constitue un potentiel de réduction de nos émissions extrêmement important.

² Les nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC) regroupent l'ensemble des outils, services et techniques utilisés pour la création, l'enregistrement, le traitement et la transmission des informations.

III. Les bâtiments connectés

Les nouvelles technologies de capteurs, couplées au développement du *big data* et du *machine learning*, permettent aujourd'hui de voir en chaque bâtiment un gisement important de données valorisables autrement que par leur simple attrait scientifique. On assiste donc dans le domaine du bâtiment et des secteurs associés à un fort développement d'applications dites « intelligentes », si bien que selon une certaine vision, le futur sera constitué de bâtiments intelligents, ou « *smart buildings* », interagissant au sein de « *smart cities* » constituant un réseau global « intelligent », ou « *smart grid* ». Les NTIC sont aujourd'hui fortement implantées dans le secteur du bâtiment, ce dernier représentant un gisement de données important et de forte valeur. Ainsi, selon le géant de l'informatique Cisco, 48 % des équipements *machine to machine*³ (M2M) en 2023 feront partie du secteur des « *smart homes* » [10]. Les décideurs et acteurs de l'énergie ont d'ailleurs très vite compris le potentiel de ces nouvelles technologies ainsi que leur rôle à jouer. Pour preuve, en 2015, le déploiement des compteurs communicants « Linky », pour le comptage de l'électricité, est inscrit dans la loi relative à la « transition énergétique pour la croissance verte », en application de directives européennes. La société Enedis⁴ s'engage alors en 2016 à équiper 35 millions de foyers français à l'horizon 2021, ceci afin de préparer la transition vers un réseau intelligent ou « *smart grid* ». Ce nouveau compteur, interrogeable et actionnable à distance, devrait en effet mener vers une meilleure gestion du réseau électrique, en permettant, entre autres, la relève automatique des consommations, la facturation sur consommation réelle, le pilotage des équipements pour l'effacement de consommation, la détection des pannes à distance, ou encore la facilitation de l'intégration des énergies renouvelables via une meilleure gestion de l'intermittence de production. À cela s'ajoute la possibilité pour le consommateur de connaître sa consommation en temps réel, lui permettant d'identifier certaines habitudes ou équipements énergivores et de pouvoir ainsi réduire sa consommation. Enfin, la valeur économique des données collectées, bien que difficilement estimable, est bien réelle, si bien que des offres commerciales de valorisation de ces données voient le jour. Parallèlement, et ce dans un but similaire, la société GRDF⁵ déploie depuis 2015 ses compteurs communicants « Gazpar », et espère avoir équipé les 11 millions de foyers français raccordés au réseau de gaz naturel d'ici à 2022.

Les nouvelles technologies de capteurs sans fil, couplées au développement du *machine learning* et de solutions de stockage dans le « *cloud* »⁶, ont permis à de nombreuses applications commerciales clé en main de voir le jour. Ces dernières visent à réduire notre consommation d'énergie tout en augmentant notre confort au sein du bâtiment, ceci à travers une interface de visualisation de l'énergie consommée et en allant parfois jusqu'au contrôle des équipements. L'information de base fournie à l'utilisateur reste la consommation énergétique du foyer mesurée en temps réel, pouvant être ventilée selon les usages. Vient ensuite la mise à disposition de l'historique des consommations, permettant par exemple de visualiser l'impact d'un comportement vertueux de manière à encourager la poursuite de celui-ci. La connaissance des habitudes de consommations peut par ailleurs alimenter des estimations de consommations futures, qui, associées à une offre de fourniture comprenant des périodes tarifaires, peut permettre au consommateur de modifier ses habitudes afin de réduire sa facture d'énergie. En plus d'une simple fonction de mesure et d'information, des systèmes tels que les thermostats intelligents peuvent être amenés à contrôler certains équipements. La grande majorité des solutions grand public visent le contrôle en température, comme les thermostats Ecobee, Netatmo, ou Nest. Ce dernier embarque des capteurs de température, d'humidité, de présence et de luminosité, et permet de contrôler la température

³ Objets dits intelligents et communicants ayant les moyens d'interagir sans intervention humaine avec le système d'information.

⁴ Enedis, anciennement ERDF, est filiale d'EDF chargée de la gestion et de l'aménagement de 95 % du réseau de distribution de l'électricité en France.

⁵ Gaz Réseau Distribution France (GRDF) est une société française de distribution de gaz. Elle est le principal distributeur de gaz naturel en France et en Europe.

⁶ Le *cloud computing*, ou informatique en nuage, consiste à utiliser des serveurs informatiques distants par l'intermédiaire d'un réseau, généralement Internet, pour stocker des données ou les exploiter.

ambiante via le pilotage du système de chauffage central. Le thermostat est connecté à Internet par Wi-Fi, la programmation horaire ainsi que la température de consigne peuvent donc être programmées à distance via une interface de gestion en ligne intégrant également des outils de visualisation de la consommation. Les fabricants de ces thermostats mettent en avant le caractère « intelligent » de ces systèmes de par leur capacité à apprendre des habitudes des occupants, et annoncent des économies d'énergie de l'ordre de 25 %. Ces derniers peuvent donc contrôler de manière autonome la température du logement après quelques semaines d'apprentissage. Certains sont également capables d'anticiper les changements de consigne en démarrant le chauffage à l'avance, en fonction de la température extérieure prévue. D'autres systèmes de régulation intelligents existent, permettant en plus un contrôle du chauffage zone par zone. C'est le cas des solutions EvoHome de Honeywell et Wiser de Schneider Electric, qui proposent, en plus d'une gestion intelligente du chauffage (anticipation, coupure lors d'absence ou d'ouverture de fenêtres, etc.), des vannes thermostatiques programmables et pilotables à distance. La régulation se fait donc zone par zone directement sur l'émetteur et non plus sur le système de chauffage central, portant les économies annoncées entre 30 % et 40 %.

Mis à part leur capacité d'anticipation, le fonctionnement est somme toute très similaire à un thermostat programmable classique, à la différence près qu'une fois l'apprentissage terminé, l'utilisateur est écarté du processus de régulation. Plusieurs études ont en effet montré que le potentiel de réduction de consommation d'énergie associé à l'utilisation d'un thermostat programmable classique est important, mais que celui-ci est partiellement, voir totalement inutilisé, du fait d'une mauvaise connaissance de l'outil. S'ajoute à cela bon nombre de croyances erronées selon lesquelles il serait par exemple plus économe de chauffer constamment, plutôt que de mettre en place une programmation horaire. Un inventaire de ces études et de leur différentes conclusions est disponible dans [11]. Celles-ci corroborent les observations faites par l'entreprise Manaslu Ing.⁷ sur un bâtiment de 32 logements équipés de thermostats programmables présents dans le séjour de chaque logement. Il a en effet été constaté que seulement 2 logements ont effectivement mis en place une programmation horaire de leur chauffage. Le développement des thermostats intelligents a donc été basé sur ce constat. Une étude menée sur un an aux Etats-Unis a comparé les économies d'énergie obtenues avec un thermostat intelligent Nest à celles obtenues avec un thermostat programmable classique, par rapport à une gestion manuelle du chauffage [12]. Les participants ont préalablement été formés à l'utilisation de ces outils, permettant ainsi d'écartier au maximum le facteur humain. Une économie d'énergie moyenne de 12,5 % a été enregistrée chez les utilisateurs du Nest après un an d'utilisation, alors que l'utilisation d'un thermostat programmable permettait déjà une réduction de 5 %. L'économie d'énergie obtenue grâce au thermostat Nest par rapport à une gestion manuelle du chauffage, semble bien en deçà des 25 % annoncés. Celle-ci est encore plus faible si l'on compare à une solution déjà optimisée, à savoir un thermostat programmable correctement paramétré.

Finalement, les économies d'énergie annoncées par les différents fabricants sont fortement dépendantes de la situation de référence et ne semblent réalistes que si l'on se base sur une situation reflétant une absence totale de régulation associée à un comportement peu vertueux. Cela peut malheureusement s'entendre lorsque l'on connaît la réalité du terrain [11,13]. Par ailleurs, il semble que les économies réalisables sont principalement basées sur le caractère autonome de la régulation, permettant d'écartier l'utilisateur du processus. Un utilisateur averti serait en effet capable de générer des économies d'énergie significatives en appliquant les mêmes stratégies, relevant par ailleurs du bon sens, à savoir programmer un réduit de nuit, couper le chauffage en période d'inoccupation ou lors d'ouvertures de fenêtres, ou réguler la température des zones en fonction de leurs usages. En revanche, ces nouvelles solutions sont en mesure d'apporter un gain de confort au regard des solutions classiques, du fait de leurs capacités

⁷ Manaslu Ing. est un bureau de conseil en énergétique du bâtiment au sein duquel la présente thèse CIFRE a été menée. Un descriptif de l'entreprise est donné en Annexe 1.

anticipatives. Cependant, ce dernier devrait plutôt s'accompagner d'une hausse de la consommation d'énergie par rapport à une solution déjà optimisée sans anticipation. Même s'il est difficile d'identifier avec précision l'intelligence mise en œuvre dans ces nouveaux dispositifs de régulation, les économies d'énergie, bien que fortement dépendantes de la situation de référence, semblent non négligeables.

IV. Objectifs de la thèse

Le développement des techniques de *machine learning* repose sur le développement conjoint du domaine du *big data*. Tous deux sont portés par l'avancée technologique offrant à la fois la possibilité d'utiliser des algorithmes de plus en plus complexes et de collecter des données de plus en plus variées, dans des volumes de plus en plus importants. Le secteur du bâtiment est très consommateur d'énergie et représente par ailleurs un gisement de données très important. Il est donc logique, dans le contexte actuel, d'assister à l'apparition de plusieurs solutions, notamment pour le contrôle en température, basées sur le *machine learning* et l'exploitation des données collectées au sein des bâtiments, visant à réduire la consommation d'énergie du secteur. C'est à partir de ce constat que l'entreprise Manaslu Ing., impliquée depuis plus de 10 ans dans l'efficacité énergétique du bâtiment (cf. Annexe 1), a pris l'initiative d'engager ces travaux de thèse en collaboration avec le Laboratoire du froid et des systèmes énergétiques et thermiques (Lafset) du Conservatoire national des arts et métiers de Paris, ceci afin de comprendre et d'évaluer le potentiel de ces technologies dans une optique d'économie d'énergie et d'amélioration du confort de l'occupant.

A ce titre, le premier chapitre est consacré aux réseaux de neurones, l'une des techniques de *machine learning* les plus répandues et les plus performantes. L'objectif est de donner au lecteur le bagage théorique nécessaire à la compréhension des problématiques abordées dans la suite du manuscrit, ainsi que de lui présenter un large aperçu des possibles applications à l'énergétique du bâtiment.

Le second chapitre porte sur la calibration d'un modèle énergétique du bâtiment destiné ensuite à être utilisé comme terrain d'expérimentation. Le bâtiment Higashi est un immeuble de bureaux de 5 434 m² pour lequel nous disposons d'un dispositif d'instrumentation comprenant plus de 6 000 points de mesures ainsi que d'un accès privilégié aux données de conception. Après un point théorique sur les méthodes de calibration, suivi d'une présentation détaillée du bâtiment et du modèle de simulation thermique dynamique, une analyse complète des résultats de simulation est présentée. Celle-ci est d'abord menée de manière statique sur les résultats de consommation d'énergie annuelle et mensuelle. Une analyse plus poussée est ensuite présentée dans le but d'expliquer les écarts constatés entre les consommations d'énergie mesurées et simulées. Pour ce faire, les températures de zones et les puissances appelées sont analysées dynamiquement par confrontation avec les grandeurs mesurées correspondantes. Nous terminons par des observations et recommandations concernant les méthodes classiques de calibration préconisées par différents organismes internationaux.

Dans le troisième et dernier chapitre, l'objectif principal est de mettre en œuvre puis d'évaluer en simulation sur le modèle préalablement calibré les performances d'un contrôleur prédictif ayant pour particularité d'utiliser un réseau de neurones dans son modèle interne. Pour commencer, un bref état de l'art du contrôle prédictif est présenté, suivi d'une description des différents paramètres et composants du contrôleur. Nous nous attardons ensuite sur la méthode développée pour l'élaboration des réseaux de neurones, basée sur une procédure d'optimisation et sur l'utilisation de données simulées générées spécifiquement. Pour finir, les performances du contrôleur prédictif sont évaluées en simulation sur le modèle préalablement calibré dans différentes conditions et selon différents indicateurs caractérisant la consommation d'énergie, la qualité de régulation et le confort thermique. Ces résultats sont comparés à ceux obtenus dans les mêmes conditions de simulation avec deux contrôleurs de référence, représentatifs des pratiques actuellement constatées sur le terrain. Nous concluons finalement sur l'intérêt technico-économique de ces technologies au regard des solutions habituellement utilisées.

CHAPITRE 1

LES RESEAUX DE NEURONES

Ce premier chapitre a pour objectif de donner au lecteur le cadre théorique nécessaire à la compréhension des problématiques rencontrées lors de l'élaboration et de la création des réseaux de neurones pour des applications à l'énergétique du bâtiment. Dans un premier temps, après un bref historique des réseaux de neurones, une explication succincte des fondamentaux est donnée. Dans un second temps, une présentation du processus de développement d'un réseau de neurones dans le cas d'applications de régression sur données temporelles est exposée. L'accent est mis sur les problématiques pouvant être rencontrées et les solutions à mettre en œuvre, permettant ainsi de justifier les décisions prises lors de l'élaboration de réseaux de neurones dans la suite de ce manuscrit. Pour finir, une étude bibliographique donnant au lecteur un large aperçu des diverses applications des réseaux de neurones au domaine de l'énergétique du bâtiment est présentée.

1.1 HISTORIQUE -----	32
1.2 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT -----	32
1.3 NEURONE FORMEL -----	33
1.4 ARCHITECTURE-----	35
1.5 APPRENTISSAGE-----	36
1.6 PROCESSUS DE MISE EN ŒUVRE D’UN RESEAU DE NEURONES-----	38
1.6.1 <i>Choix des variables d’entrée</i>	38
1.6.2 <i>Collecte des données</i>	39
1.6.3 <i>Analyse et traitement des données</i>	40
1.6.4 <i>Séparation des données</i>	40
1.6.5 <i>Choix de la structure du réseau de neurones et de ses paramètres</i>	40
1.6.6 <i>Choix du critère d’évaluation de la performance</i>	41
1.6.7 <i>Apprentissage</i>	43
1.7 APPLICATIONS A L’ENERGETIQUE DU BATIMENT -----	44
1.7.1 <i>Conception du bâtiment</i>	44
1.7.2 <i>Contrôle des systèmes</i>	45
1.7.2.1 <i>Contrôle d’ambiance</i> -----	45
1.7.2.2 <i>Contrôle des systèmes de production et de distribution d’énergie</i> -----	46
1.7.3 <i>Prédiction de la consommation d’énergie</i>	47
1.7.4 <i>Rénovation et évaluation de la performance énergétique</i>	48
1.8 CONCLUSION DU CHAPITRE-----	49

1.1 Historique

Les réseaux de neurones dits « artificiels⁸», en opposition aux neurones biologiques de notre cerveau, trouvent leurs origines en neurosciences, dans le désir de comprendre et d'imiter le fonctionnement du cerveau humain. En 1943, Mc Culloch et Pitts [14] inventent le premier neurone formel, une modélisation d'un neurone biologique au comportement binaire, et montrent que leur modèle peut théoriquement réaliser des opérations arithmétiques complexes. En 1949, Hebb propose une loi d'apprentissage en observant le conditionnement de type pavlovien chez l'animal [15]. Il explique le changement de comportement observé suite à des sollicitations répétées en introduisant le concept de plasticité synaptique. Celui-ci suggère que lorsque deux neurones sont excités conjointement, le lien les unissant se renforce ou il s'en crée un nouveau. Il faut attendre 1958 pour que Rosenblatt [16] crée le perceptron, un classifieur binaire, considéré comme le premier réseau de neurone moderne. En 1960, Widrow et Hoff [17] développent un réseau de neurone qu'ils nomment ADALINE (*adaptive linear neuron*), utilisant une nouvelle règle d'apprentissage à l'origine de l'algorithme de rétropropagation du gradient, massivement utilisé aujourd'hui. S'en suit une baisse d'intérêt de la communauté scientifique, marquée en 1969 par la publication par Minsky et Papert d'un livre [18] mentionnant les limitations théoriques du Perceptron, notamment son incapacité à modéliser des phénomènes non-linéaires. Malgré l'important abandon financier pour la plupart des recherches, certaines se poursuivent avec notamment les travaux de Fukushima [19] et Amari [20], et il faut attendre 1982 pour que Hopfield, un physicien de renommée internationale, s'intéresse aux réseaux de neurones, déclenchant un regain d'intérêt de la communauté scientifique pour ce domaine. Ce nouvel engouement déboucha sur plusieurs avancées importantes comme la machine de Boltzmann en 1983 [21] ou l'algorithme de rétropropagation du gradient (en 1974 Werbos [22] et en 1985 Le Cun [23]). Généralisé par Rumelhart en 1986 [24] et appliqué au perceptron multicouche, celui-ci est désormais capable de modéliser des phénomènes non-linéaires. Dès lors, l'intérêt pour les réseaux de neurones n'a cessé de croître, notamment pour leur propriété d'approximation universelle [25,26] et parcimonieuse [27], débouchant sur une grande variété d'applications dans divers domaines tels que l'économie, la finance, la médecine et l'ingénierie.

1.2 Principe de fonctionnement

Sur le plan structurel, un réseau de neurones se présente sous la forme d'un ensemble d'unités élémentaires (les neurones) interconnectées et regroupées en couches pour former un système avec une ou plusieurs entrées et une ou plusieurs sorties. L'information entre puis chemine au travers du réseau en subissant des transformations successives. Ils peuvent être utilisés pour diverses catégories de problèmes :

- Les problèmes de « régression » : C'est l'application la plus rencontrée en ingénierie, elle consiste en la modélisation de la relation liant des variables entre elles. La plupart des applications consistent en la représentation de phénomènes physiques où la sortie est estimée de manière quantitative.
- Les problèmes de « classification » : L'objectif est de déterminer l'appartenance à une classe en fonction des entrées. À la différence des problèmes de régression, la prédiction est ici d'ordre qualitatif.

⁸ Afin d'alléger la lecture du présent manuscrit, le qualificatif « artificiel » ne sera plus utilisé par la suite, on parlera alors simplement de « réseaux de neurones » (RN).

- Les problèmes de « *clustering* », ou partitionnement de données : Ces applications visent à trouver dans le jeu de données des similarités sous-jacentes permettant de regrouper les données en ensembles dont on cherche à maximiser l'homogénéité. L'intérêt est de pouvoir travailler sur d'importantes quantités de données desquelles il serait très difficile pour un humain d'extraire le moindre schéma.

Les réseaux de neurones sont communément considérés comme des modèles de type « boîte-noire » appartenant à la famille des modèles statistiques, en opposition aux modèles de connaissances, ou « boîte-blanche ». Ainsi, si l'on s'attarde sur la transformation subie par l'information dans le cas de la modélisation d'un phénomène physique avec un réseau de neurones, cela ne nous renseigne pas sur le fonctionnement dudit phénomène. Cependant, de nombreuses recherches sont menées afin de pouvoir extraire des règles pouvant nous renseigner sur la signification des transformations subies par l'information à l'intérieur d'un réseau [28,29].

1.3 Neurone formel

Le neurone formel est l'élément de base d'un réseau de neurones et s'inspire du fonctionnement d'un neurone biologique. De façon très simplifiée, celui-ci peut être représenté sur la Figure 1-1 et est caractérisé par :

- Des synapses, constituant les connexions avec les autres neurones ;
- Des dendrites, constituant les entrées du neurone ;
- L'axone, constituant la sortie unique du neurone qui se ramifie ensuite ;
- Le noyau, qui centralise l'information et active la sortie en fonction des stimulations en entrée.

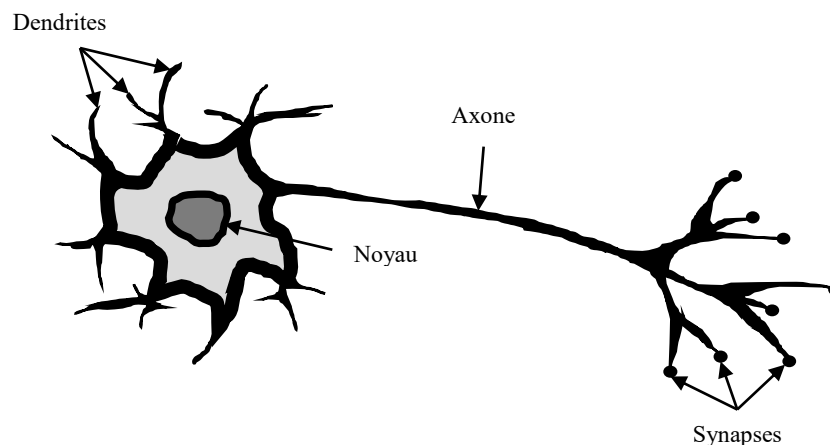


Figure 1-1 : Schéma d'un neurone biologique.

La plupart des modèles de neurones formels sont basés sur celui développé par Mc Culloch et Pitts [14]. Dans sa version la plus simple, tel qu'imaginé par ces auteurs, un neurone formel peut être décrit comme une cellule prenant une ou plusieurs entrées X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) sur lesquelles sont réalisées deux opérations pour produire une sortie Y :

- Une somme pondérée des entrées par les coefficients w_i ($i = 1, 2, \dots, n$) appelés « poids synaptiques », pour produire un « potentiel post-synaptique » p ;
- L'application d'une fonction f appelée « fonction d'activation », qui donne la sortie du neurone en fonction du potentiel post-synaptique.

Afin de donner plus de liberté au réseau dans sa capacité de représentation, il est possible d'ajouter un biais b au potentiel post-synaptique tel que représenté sur la Figure 1-2. Celui-ci peut être vu comme une entrée supplémentaire constante égale à 1, pondérée par la valeur du biais.

L'opération ainsi réalisée par le neurone, ou fonction de transfert, s'écrit selon l'équation (Eq.1.1) :

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^n X_i w_i + b\right) \quad (\text{Eq.1.1})$$

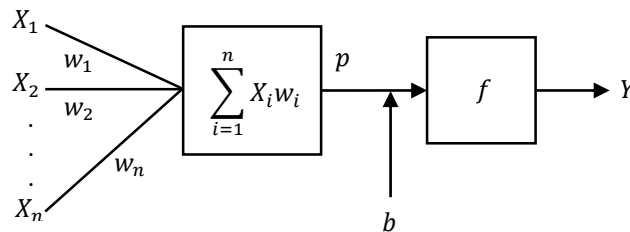


Figure 1-2 : Schéma d'un neurone formel.

Il est alors possible d'effectuer l'analogie suivante (Tableau 1-1) :

<i>Neurone biologique</i>	<i>Neurone formel</i>
Synapses	Poids synaptiques
Axone	Signal de sortie
Dendrites	Signaux d'entrée
Noyau	Fonction de transfert

Tableau 1-1 : Analogie biologique/mathématique.

La fonction seuil est la plus proche du fonctionnement binaire d'un neurone biologique, c'est d'ailleurs celle choisie par Mc Culloch et Pitts pour leur neurone formel. Plusieurs autres fonctions d'activation ont été introduites depuis, afin de satisfaire aux besoins des algorithmes d'apprentissage modernes basés sur la rétropropagation du gradient. Toute fonction dérivable pourrait ainsi être utilisée en tant que fonction d'activation. En pratique, il est préférable qu'elle soit également bornée et monotone croissante [30]. Plusieurs fonctions d'activation existent [31], certaines d'entre elles sont représentées sur la Figure 1-3. Ces dernières sont généralement bornées entre -1 et 1, sauf pour la couche de sortie. A titre d'exemple, nous pouvons citer parmi les plus utilisées la fonction tangente hyperbolique (Eq.1.2) et la fonction sigmoïde (Eq.1.3).

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{Eq.1.2})$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{Eq.1.3})$$

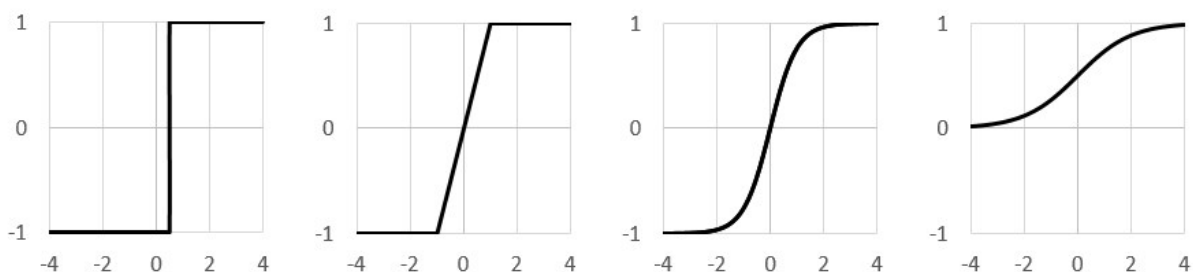


Figure 1-3 : (de gauche à droite) Fonction seuil du neurone de Mc Culloch et Pitts [14], fonction linéaire par morceau du modèle ADALINE de Widrow et Hoff [17], fonction tangente hyperbolique, fonction sigmoïde.

1.4 Architecture

Les neurones sont organisés au sein du réseau en différentes couches interconnectées, au minimum de trois, réparties selon trois catégories.

- Couche d'entrée, par laquelle entre l'information ;
- Couche cachée, qui constitue le « cœur » du réseau, elle n'a aucun lien avec l'extérieur ;
- Couche de sortie, par laquelle sort l'information.

La structure d'un réseau peut donc être définie par son nombre de couches et le nombre de neurones par couche. Sa profondeur dépend du nombre de couches cachées : plus il est important et plus le réseau est qualifié de profond. Il existe différents types de connexions : les connexions intercouches (entre neurones de couches voisines), intracouche (entre neurones de la même couche), supracouche (entre neurones de couches non adjacentes) et l'auto-connexion (neurone connecté à lui-même). L'information circule différemment en fonction du type de réseau utilisé qui est défini selon la manière dont les neurones sont connectés entre eux. Lorsque l'information circule uniquement vers l'avant, autrement dit lorsque le réseau est acyclique, ce dernier peut être qualifié de statique ou de type *feed-forward*, tel que représenté sur la Figure 1-4.

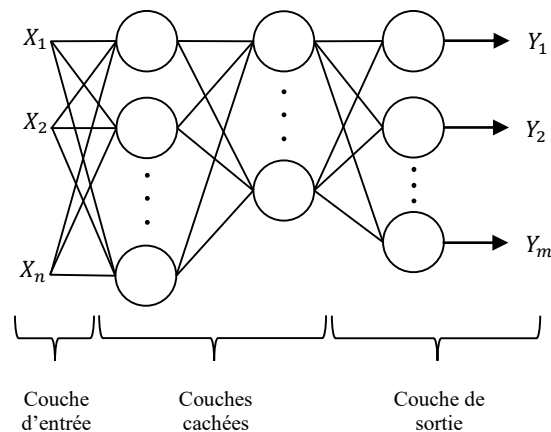


Figure 1-4 : Réseau de neurones de type *feed-forward*.

Un très grand nombre d'applications requièrent l'utilisation de données à caractère temporel. Se pose alors la question de la représentation du temps. Selon Elman [32] ce dernier peut être représenté de manière spatiale ou de manière dynamique. La représentation spatiale consiste en l'utilisation de retard sur les valeurs d'entrées, on obtient ainsi un réseau de type TDNN (*time delay neural network*) tel que représenté sur la Figure 1-5.

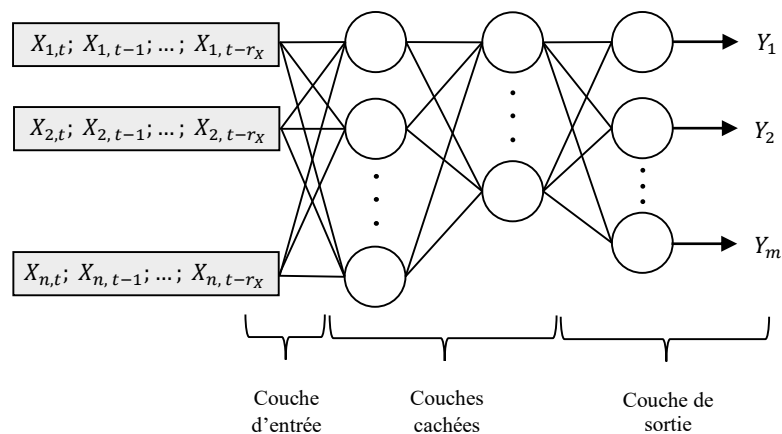


Figure 1-5 : Réseau de neurones de type TDNN.

On présente ainsi au réseau un vecteur dont la taille est définie par la dimension de la fenêtre temporelle considérée. Cette technique a le mérite d'être totalement transparente et de pouvoir utiliser des réseaux statiques. Cependant, cela nécessite de connaître à l'avance la taille de la fenêtre temporelle.

La représentation dynamique quant à elle, s'attache à représenter le temps de manière interne. Cela peut se faire via l'utilisation de retards sur les connexions, comme illustré à gauche sur la Figure 1-6, ou par l'utilisation de connexions récurrentes. Lorsque qu'il existe au moins un cycle dans la structure d'un réseau par le biais des connexions, le réseau peut être qualifié de récurrent ou de dynamique. Un exemple de réseau RNN (*recurrent neural network*) est représenté à droite sur la Figure 1-6. L'avantage de ce type de réseau par rapport à un réseau de type TDNN réside dans sa capacité à apprendre de lui-même les relations temporelles liant les variables. L'utilisateur n'est donc pas tenu de connaître ces dernières à l'avance.

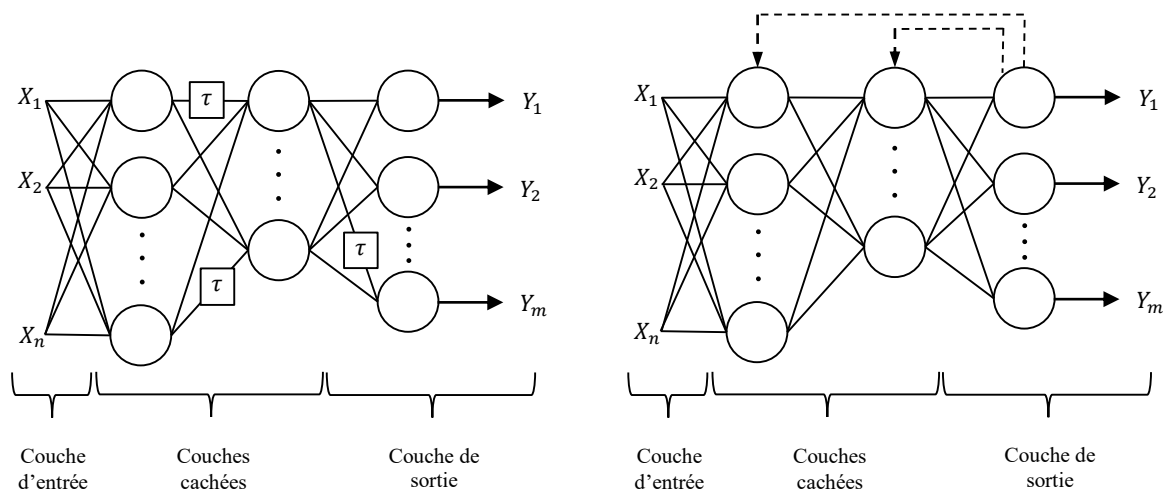


Figure 1-6 : Réseaux de neurones à représentation temporelle interne. Avec retards sur les connexions à gauche. Avec connexions récurrentes à droite.

1.5 Apprentissage

Quel que soit le type de réseau, celui-ci doit passer par une phase d'apprentissage durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Plus précisément, les valeurs des biais et poids synaptiques du réseau sont modifiées de manière itérative jusqu'à trouver la configuration optimale pour un problème donné, selon un critère d'erreur préalablement défini. Une fois l'apprentissage terminé, les poids et biais ne sont plus modifiés et le réseau peut rentrer dans sa phase d'utilisation. On distingue trois grandes catégories d'apprentissage employées selon l'utilisation du réseau de neurones :

- L'apprentissage supervisé : Un ensemble de données constitué d'entrées dont les sorties correspondantes sont déjà connues est présenté au réseau de manière à ce que celui-ci comprenne et modélise la relation les liant. Le processus d'apprentissage consiste en la minimisation de l'erreur entre les sorties calculées par le réseau et les sorties désirées via l'ajustement itératif des valeurs de poids et biais. Ce type d'apprentissage est utilisé pour des problèmes de classification et de régression.
- L'apprentissage non-supervisé : Des entrées sont présentées au réseau afin que celui-ci mette en évidence des structures sous-jacentes au sein des données, à première vue invisibles pour l'utilisateur. Puisque les sorties ne sont pas connues, il est impossible de calculer une erreur. On introduit alors une fonction de similarité entre les données que l'on cherche à maximiser. Ce type d'apprentissage est utilisé pour des applications de *clustering*.

- L'apprentissage par renforcement : Cette troisième catégorie, hybride, a récemment prouvé son efficacité [33]. Celle-ci consiste à récompenser ou non le réseau pour la sortie qu'il fournit, celui-ci cherchant à maximiser la somme des récompenses acquises au cours du temps. L'utilisateur ne fait que fixer à l'avance les règles déterminant si le réseau sera récompensé ou non, ce dernier évoluant librement. Cette technique permet d'orienter l'apprentissage tout en laissant une certaine liberté d'apprentissage au réseau.

Les applications envisagées dans le cadre de cette thèse mettant en jeu uniquement des problèmes de régression à caractère temporel, nous développerons dans ce manuscrit les méthodes et problèmes liés à l'apprentissage supervisé sur ce type de données qui repose essentiellement sur l'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur [24].

La capacité d'un réseau à généraliser, c'est-à-dire sa capacité à fonctionner sur des données nouvelles, est intimement liée au processus d'apprentissage et par conséquent au risque de sur-apprentissage, ou *over-fitting*, que l'on veut absolument éviter. On parle de sur-apprentissage lorsque le réseau commence à apprendre les particularités d'un jeu de données, ou ses variations aléatoires, autrement dit le bruit, au détriment de la tendance globale. Cette situation est illustrée sur la Figure 1-7. Un réseau qui a trop appris pourra présenter des erreurs extrêmement faibles sur les données d'apprentissage, mais fera preuve d'une très mauvaise performance sur de nouvelles données, on dit qu'il est incapable de généraliser⁹.

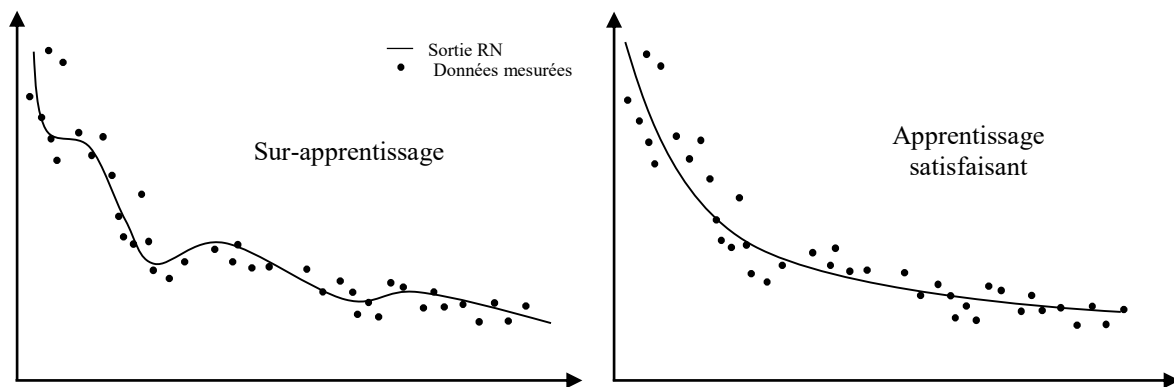


Figure 1-7 : Illustration du phénomène d'*over-fitting*.

Plusieurs méthodes permettent d'éviter une telle situation mais toutes ne sont pas adaptées à des données temporellement liées. On retrouve parmi elles celle de l'arrêt prématuré ou *early stopping*, massivement utilisée. Celle-ci nécessite de diviser les données en deux ensembles, l'un utilisé par l'algorithme d'apprentissage pour la mise à jour des paramètres du réseau (le jeu d'entraînement ou *training set*), l'autre permettant d'évaluer la performance du modèle au cours de l'apprentissage (le jeu de validation ou *validation set*). A chaque itération du processus d'apprentissage illustré sur la Figure 1-8, c'est-à-dire à chaque modification des poids et biais par l'algorithme, la nouvelle erreur du réseau, censée diminuer au cours de l'apprentissage, est calculée une première fois sur le jeu d'entraînement, puis une seconde fois sur le jeu de validation. Ces deux valeurs sont ensuite comparées à chaque itération, si l'erreur sur le jeu d'entraînement a diminué alors que celle du jeu de validation a augmenté, indiquant que le réseau est rentré dans le sur-apprentissage, alors l'entraînement est stoppé.

⁹ La capacité de généralisation d'un réseau de neurones est à entendre au sens d'interpolation.

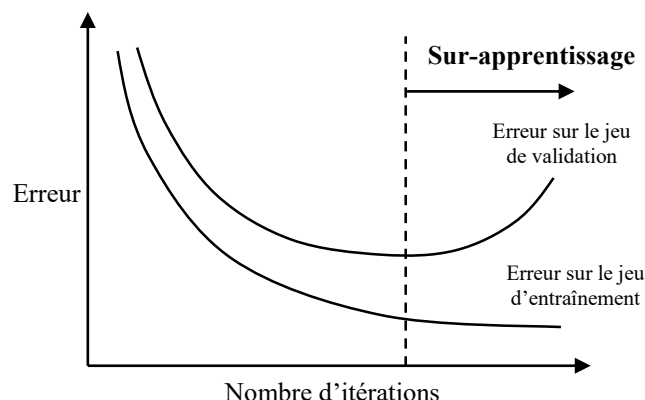


Figure 1-8 : Illustration de la méthode de l'arrêt prématuré.

Une fois le réseau entraîné, celui-ci peut être utilisé tel quel pendant une durée indéterminée. Cependant, un réseau étant capable de fonctionner convenablement uniquement dans l'intervalle de représentativité des données d'apprentissage, cette approche statique de l'apprentissage ne permet pas de tenir compte d'un éventuel changement au cours du temps du système à modéliser. Une autre stratégie est celle de l'apprentissage cumulatif, où les données collectées sur le système au cours du temps viennent s'ajouter à la base de données d'apprentissage. Le réseau peut ainsi être ré-entraîné périodiquement pour tenir compte d'un éventuel changement. Cette approche présente l'inconvénient d'accumuler des données, parfois inutilement si ces dernières n'apportent pas d'information supplémentaire, et de rendre l'apprentissage de plus en plus coûteux en temps de calcul. Un bon compromis est de travailler sur une fenêtre glissante, dont la taille est fixée en fonction de la dynamique du phénomène à modéliser, de manière à garder suffisamment de représentativité dans les données. De cette manière, la quantité de données est gardée constante, et ces dernières sont systématiquement mises à jour au cours du temps [34].

1.6 Processus de mise en œuvre d'un réseau de neurones

Classiquement, lors de la mise en œuvre d'un réseau de neurones, l'utilisateur doit passer par plusieurs étapes de développement. Certaines des étapes et des points abordés ci-après sont généralisables et applicables pour n'importe quel type de problème impliquant le développement d'un RN. En revanche, l'intégralité du processus décrit n'a de sens dans sa globalité que dans le cas du développement d'un réseau de neurones pour un problème de régression sur données temporelles.

1.6.1 Choix des variables d'entrée

Un réseau de neurones ne pourra pas fournir de résultats satisfaisants si l'on omet de lui présenter une variable influençant le phénomène à modéliser. Cette première étape peut paraître triviale dans le cas de la modélisation de processus précisément décrits et abondamment documentés, mais peut s'avérer plus délicate dans le cadre d'applications mettant en jeu un grand nombre de variables potentiellement corrélées comme dans le domaine du bâtiment par exemple. De manière générale, les difficultés pouvant être rencontrées lors de la sélection des variables d'entrée peuvent provenir d'un nombre trop important de variables à disposition, de variables potentiellement corrélées créant de la redondance dans l'information, et de variables ayant peu ou pas d'influence sur le phénomène à modéliser. Il est souvent admis qu'un réseau de neurones sera capable d'identifier et d'écartier de lui-même les variables redondantes [35]. De ce fait, la tendance est à la sélection d'un nombre important de variables, avec la certitude que cela ne pourra qu'améliorer la performance du réseau, quitte à inclure des variables n'ayant que peu d'importance. On parle alors de problème sur-défini.

L'effet immédiat d'une telle stratégie sera l'augmentation de la taille du réseau, et donc du temps nécessaire à son entraînement. Cela entraînera aussi un effort supplémentaire lors des étapes d'analyse et de prétraitement des variables à suivre. De plus, toute variable inutile aura pour effet de complexifier et de ralentir l'apprentissage. L'utilisation de variables corrélées complexifie l'espace des solutions en multipliant le nombre de minimum locaux, augmentant ainsi le risque de converger vers l'un de ces minimums lors de la phase d'apprentissage et d'y rester piégé.

Il a également été démontré que lorsque la dimensionnalité du problème augmente linéairement via l'ajout de variables d'entrée, le nombre de données nécessaires pour constituer une représentation complète du système à modéliser augmente de manière exponentielle [36]. La quantité de données disponible étant limitée dans la plupart des cas, une représentativité suffisante du problème sera d'autant plus difficile à atteindre que le nombre de variables est important.

Par conséquent, une bonne variable d'entrée sera caractérisée par une forte influence sur la ou les variables de sorties, ainsi que par son indépendance vis-à-vis des autres variables. Le jeu de variables optimal sera donc celui permettant de décrire le phénomène à modéliser avec le moins de variables possible, tout en étant caractérisé par une redondance minimum et par l'absence de variables inutiles.

Dans le cas d'un nombre important de variables d'entrées pouvant être corrélées, il sera intéressant de réduire la dimensionnalité de l'espace des entrées grâce à des outils statistiques tels que l'analyse en composantes principales [37]. Celle-ci permet de recréer un nouvel espace d'entrée, de dimension réduite, tout en gardant l'information initialement présente. Ce dernier est composé de nouvelles variables appelées composantes principales définies comme combinaisons linéaires des variables d'entrées initiales. Un inventaire complet des méthodes de sélection des variables d'entrée est présenté dans [35].

1.6.2 Collecte des données

Les données collectées servent, dans notre cas, à développer le réseau et à le tester. L'objectif est donc de rassembler une base de données suffisamment représentative, aussi bien qualitativement que quantitativement, des situations dans lesquelles le réseau sera utilisé. Si les phénomènes capturés au sein de la base de données d'apprentissage diffèrent de ceux auxquels sera confronté le réseau en phase d'utilisation, celui-ci présentera de piètres performances. Cette étape est d'une importance capitale dans l'élaboration d'un réseau performant, mais peut s'avérer problématique dans le cas d'applications où la prise d'information serait compliquée, coûteuse, ou peu qualitative. La base de données devra se caractériser par un optimum entre représentativité et exhaustivité puisqu'une grande quantité de données aura pour effet d'améliorer la performance du réseau [38], mais aussi de ralentir et complexifier l'apprentissage. Dans le cas de données temporellement liées, on se posera donc la question du pas de temps d'enregistrement qui devra être adapté à la dynamique du phénomène à modéliser. En effet, si un pas de temps trop élevé ne permettra pas de visualiser correctement le phénomène, un pas de temps trop faible mènera à l'enregistrement de données non indispensables et donc à une saturation prématurée de la base de données.

1.6.3 Analyse et traitement des données

Une fois la base de données d'apprentissage « brute » constituée, il est préférable de l'analyser afin d'évaluer sa représentativité et sa qualité. Si celle-ci n'est pas suffisante, il faudra revenir à la phase précédente. Dans le cas de données mesurées, on veillera dans un premier temps à écarter les données aberrantes. Pour des données non liées temporellement, tout couple entrée/sortie redondant pourra également être supprimé puisque n'apportant pas d'information supplémentaire. Si les données sont liées temporellement, on ne pourra évidemment pas réaliser une telle opération sans briser la dynamique des données, et donc, leur représentativité. Afin de placer le réseau dans les meilleures conditions d'apprentissage possibles, un prétraitement des données est fortement recommandé [31]. Une technique couramment utilisée consiste à normaliser les entrées (Eq.1.4), celle-ci réduisant le temps d'apprentissage et améliorant la performance du réseau [39].

$$y = (y_{max} - y_{min}) \frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} + y_{min} \quad (\text{Eq.1.4})$$

Avec :

- x la variable brute avant normalisation ;
- y la variable correspondante normalisée dans l'intervalle $[y_{min}, y_{max}]$;
- x_{min} et x_{max} les valeurs minimale et maximale de la variable à normaliser.

1.6.4 Séparation des données

Comme abordé précédemment, il convient de séparer la base de données d'entrée en au moins deux jeux, l'un destiné à l'apprentissage, l'autre à la validation. En fonction de la quantité de données disponible, un jeu de « test » pourra également être constitué. Celui-ci n'étant à aucun moment impliqué dans le processus d'apprentissage, il pourra être utilisé pour évaluer la performance de plusieurs réseaux sur un jeu de données commun « neutre ». La séparation des données pourra se faire de manière aléatoire, en veillant à garder la même représentativité dans chaque jeu de données. Les proportions souvent observées dans la littérature sont de 70 % pour le jeu d'apprentissage et 30 % pour le jeu de validation, ou 70 % pour le jeu d'apprentissage, 15 % pour le jeu de validation et 15 % pour le jeu test [31]. Une attention particulière devra être portée aux données temporellement liées, pour lesquelles une séparation aléatoire ne permettrait pas de conserver la dynamique. On préférera dans ce cas une séparation en « blocs » successifs. Dans ce cas, il sera plus difficile de garder la même représentativité dans chaque jeu de données. En effet, dans le cas d'une application mettant en jeu des cycles temporels au sein des données, un même cycle ne pourra pas être séparé en plusieurs parties, au risque de ne pas conserver une représentativité équivalente. Chaque jeu de données devra donc contenir au moins un cycle, ce qui peut poser problème dans certains cas où l'acquisition de données d'apprentissage serait particulièrement coûteuse.

1.6.5 Choix de la structure du réseau de neurones et de ses paramètres

La structure d'un réseau (nombre de couches, nombre de neurones, types de connexions), ainsi que ses paramètres (fonctions d'activation, retards sur les entrées, retards des connexions), sont prépondérants quant à sa capacité à fonctionner avec précision. Cependant, il n'existe pas de règle universelle permettant de déterminer ces derniers de manière optimale. Un certain nombre de règles de « bonnes pratiques » existent [40,41], énoncées dans le Tableau 1-2, mais ne permettent pas d'arriver à un optimum avec certitude.

Méthode	Formule
Li <i>et al.</i> [42]	$Nb_{cc} = \frac{\sqrt{1 + 8Nb_e} - 1}{2}$
Tamura et Tateishi [43]	$Nb_{cc} = Nb_e - 1$
Shibata et Ikeda [44]	$Nb_{cc} = \sqrt{Nb_e Nb_s}$
Heaton [45]	$Nb_{cc} = (Nb_e + Nb_s)^{\frac{2}{3}}$

Tableau 1-2 : Calcul du nombre de neurones dans la couche cachée selon différentes règles de bonnes pratiques (Nb_{cc} = nombre de neurones dans la couche cachée ; Nb_e = nombre de neurones dans la couche d'entrée ; Nb_s = nombre de neurones dans la couche de sortie).

Certains utilisateurs passent donc par un processus empirique de détermination du nombre de couches et neurones [46], d'autres appliquent la même technique pour la détermination des retards [47], ou utilisent des méthodes plus avancées telles que les algorithmes génétiques pour l'optimisation de la structure du réseau [48]. Dans le cadre d'applications aux domaines du bâtiment, pour 83 % des articles considérés dans [49], un RN à trois couches a été choisi (Figure 1-9). Cela corrobore les conclusions de Hornik [25,26] concernant la propriété d'approximation universelle d'un RN à une seule couche cachée. Par ailleurs, 15 % des articles font état de l'utilisation de RN à 4 couches et l'usage de réseaux à 5 ou 6 couches reste marginal. Enfin, le type de connexion, et par extension le type de réseau (statique ou récurrent), dépendra de la temporalité des données, et plus généralement de l'application.

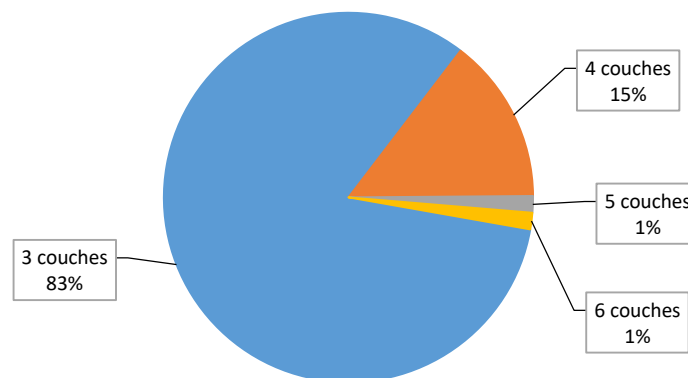


Figure 1-9 : Répartition des RN par nombre de couches [49] (analyse réalisée sur les publications parues chez Elsevier de 1998 à 2018 en lien avec l'énergétique du bâtiment).

1.6.6 Choix du critère d'évaluation de la performance

Avant de commencer l'apprentissage, et si différentes structures de réseaux doivent être testées, il est nécessaire de disposer d'un critère d'évaluation afin de sélectionner la structure optimale. Celui-ci dépendra de l'application et de ses contraintes, parfois antagonistes, comme précision et temps de calcul. Certains critères quantifient uniquement la précision absolue du réseau, ce qui est le cas de la grande majorité des applications à l'énergétique du bâtiment comme présenté sur la Figure 1-10.

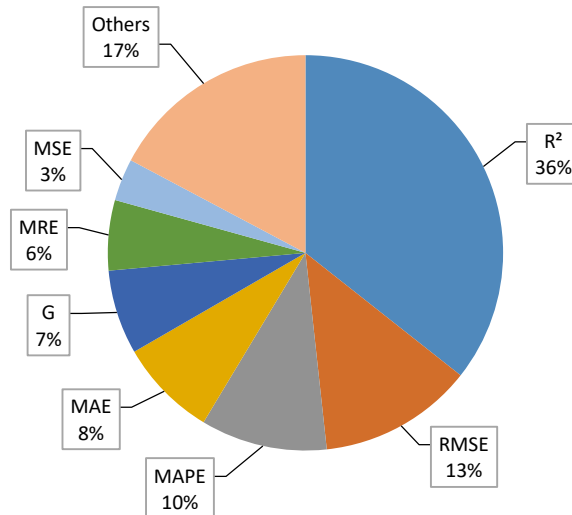


Figure 1-10 : Répartition des indicateurs utilisés pour évaluer la performance des RN utilisés [49] (analyse réalisée sur les publications parues chez Elsevier de 1998 à 2018 en lien avec l'énergétique du bâtiment).

D'autres critères intègrent un terme exprimant sa complexité, permettant de quantifier son efficacité et donc d'intégrer la contrainte de temps de calcul dans la prise de décision. La notion de parcimonie, c'est-à-dire la volonté de décrire les données avec le plus petit nombre de paramètres possible, entre alors en jeu. On retrouve parmi ces critères le critère BIC (*bayesian information criterion*) [50], défini selon l'équation (Eq.1.5) :

$$BIC = \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^N (M_i - Y_i)^2}{N} \right) + q \frac{\ln(N)}{N} \quad (\text{Eq.1.5})$$

Où N est le nombre d'échantillons utilisés pour l'apprentissage, q le nombre de paramètres du modèle (typiquement le nombre de poids et biais), M_i la mesure, et Y_i la sortie donnée par le réseau. Le premier terme des deux expressions renvoie au logarithme de l'erreur quadratique moyenne (*mean squared error*, MSE), définie selon l'équation (Eq.1.6), et donc à la précision du réseau. Le second terme intégrant le paramètre q permet de tenir compte de la complexité du réseau.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - Y_i)^2}{N} \quad (\text{Eq.1.6})$$

Tel qu'illustré sur la Figure 1-11, la précision d'un réseau a d'abord tendance à augmenter rapidement avec sa complexité, pour finalement ralentir puis stagner, et même diminuer dans certains cas. Le BIC, quant à lui, diminue rapidement avec la précision du réseau puis augmente à mesure que le réseau se complexifie (q augmente).

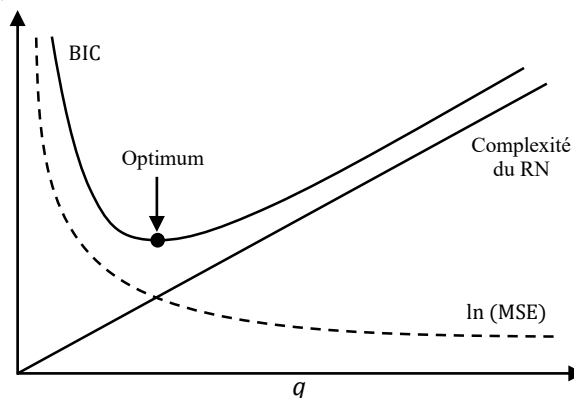


Figure 1-11 : Evolution schématique du critère BIC en fonction de la complexité du réseau de neurones.

À partir d'un certain point, augmenter la complexité devient contre-productif, puisque cela se traduit par un temps d'apprentissage ainsi qu'un temps de simulation accrus ne menant pas forcément à une meilleure performance. L'utilisation d'un tel critère permet alors de trouver un optimum entre précision et complexité. Une revue complète des différents critères peut être trouvée dans [51].

1.6.7 Apprentissage

Comme évoqué précédemment, la phase d'apprentissage est cruciale pour obtenir de bonnes performances. Durant ce processus, il est possible de parcourir l'espace des solutions sans trouver le minimum global, l'optimisation étant stoppée par un minimum local. L'objectif est donc de sélectionner du mieux possible l'algorithme d'apprentissage et ses éventuels paramètres en fonction de l'application et de ses contraintes, afin d'éviter le sur-apprentissage et de maximiser ses chances de trouver le minimum global, ou du moins un minimum local « acceptable » tel qu'illustré sur la Figure 1-12, et ce, le plus rapidement possible.

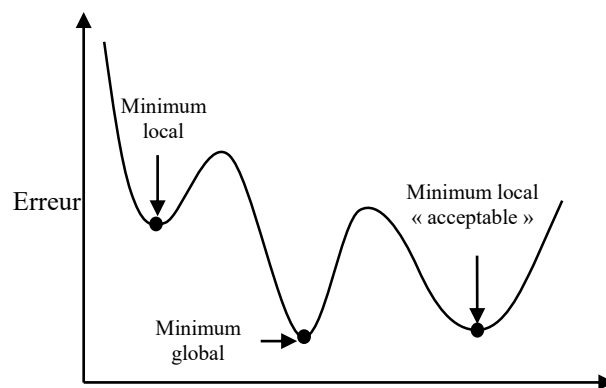


Figure 1-12 : Positionnement des différents types de minimum dans l'espace des solutions.

On trouve aujourd'hui plusieurs algorithmes d'apprentissage dont les algorithmes du gradient conjugué ou encore celui de Levenberg-Marquardt [52,53] sont parmi les plus utilisés. Une explication du fonctionnement des différents algorithmes, de leurs avantages et inconvénients, ainsi que des solutions aux problèmes fréquemment rencontrés lors d'une phase d'apprentissage peut être trouvée dans [54]. Le risque de rester piégé dans un minimum local ne pouvant pas être exclu de manière certaine, il convient d'entraîner plusieurs fois un même réseau en veillant à partir d'une configuration de poids et biais initiale différente à chaque entraînement. L'espace des solutions sera ainsi parcouru différemment un certain nombre de fois, et les chances de trouver le minimum global ou un minimum local « acceptable » seront maximisées. Une bonne initialisation des poids et biais est également indispensable pour placer l'algorithme dans des conditions de départ propices à une convergence rapide vers une solution optimale. L'algorithme d'initialisation de Nguyen-Widrow [55] permet de remplir ces objectifs. Ce dernier fixe les valeurs initiales afin de répartir la région active de chaque neurone de manière approximativement égale dans l'espace d'entrée de la couche. L'algorithme intègre par ailleurs une composante aléatoire, les valeurs d'initialisation sont donc différentes à chaque fois que l'algorithme est utilisé.

1.7 Applications à l'énergétique du bâtiment

Les applications de réseaux de neurones au domaine du bâtiment sont nombreuses et diversifiées. Afin de donner un aperçu suffisamment structuré, celles-ci sont présentées en suivant de manière chronologique le processus classique de mise en œuvre d'un bâtiment. Au total, 89 articles publiés de 1998 à 2018 ont été analysés [49], répartis en quatre catégories allant de la conception à la rénovation d'un bâtiment tel quel présenté sur la Figure 1-13. La répartition des articles dans chaque catégorie est basée sur les méthodes de travail constatées dans l'entreprise d'accueil. Par ailleurs, il est tout à fait possible qu'une application soit utile pour plusieurs phases de la vie d'un bâtiment. Par conséquent, cette catégorisation reste relativement subjective.

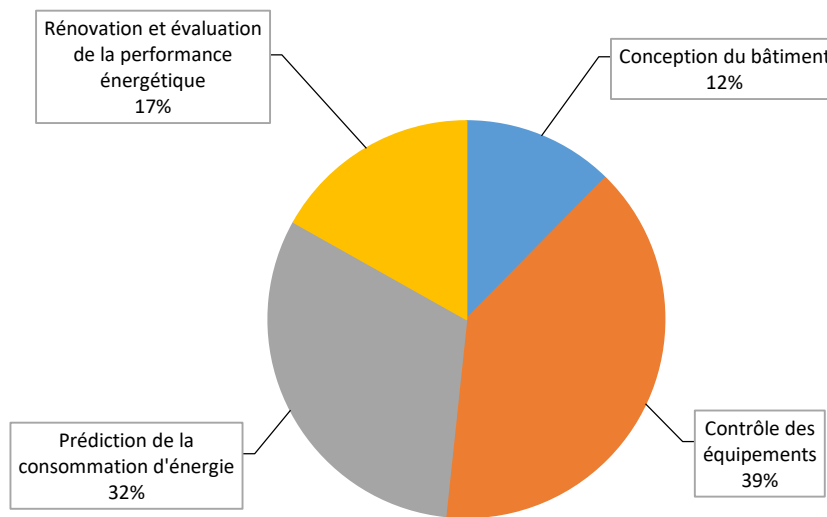


Figure 1-13 : Répartition des publications analysées [49] (analyse réalisée sur les publications parues chez Elsevier de 1998 à 2018 en lien avec l'énergétique du bâtiment).

1.7.1 Conception du bâtiment

La conception d'un bâtiment efficace est une tâche complexe qui repose entièrement sur les connaissances des experts du domaine. De nombreux outils de simulation thermique dynamique (STD) existent [56], et les possibilités concernant la composition de l'enveloppe du bâtiment, le choix et l'organisation des systèmes de production, de distribution et de stockage mais aussi les stratégies de contrôle sont nombreuses. En raison du temps de calcul élevé inhérent à l'utilisation des outils de STD, il peut être compliqué et fastidieux d'évaluer toutes les différentes possibilités. En outre, il peut être difficile pour un expert humain de prendre en compte plusieurs objectifs différents et parfois contradictoires lors de la prise de décision. Par conséquent, certaines solutions peuvent ne pas être envisagées, volontairement ou non. Ainsi, Gossard *et al.*[57] ont utilisé un réseau de neurones couplé à un algorithme d'optimisation génétique pour concevoir l'enveloppe d'un logement en fonction de la consommation énergétique annuelle et du confort thermique estival. Leur méthode a permis de prendre en compte deux objectifs différents et de s'assurer que la solution n'est pas orientée dans une direction privilégiée. Magnier *et al.*[58] ont utilisé la même méthode étendue à l'optimisation des réglages des systèmes CVC (chauffage, ventilation, climatisation), à la programmation des thermostats et à l'optimisation des apports solaires.

A mesure que les besoins en chauffage et en climatisation des nouveaux bâtiments diminuent grâce au progrès fait sur la qualité de l'enveloppe, la part de la consommation d'énergie allouée à la production d'ECS (eau chaude sanitaire) devient plus importante. La prévision de la consommation d'ECS reste

par ailleurs une tâche compliquée, car celle-ci dépend entièrement du comportement de l'occupant, au caractère stochastique. Bennett *et al.*[59] ont travaillé sur le développement d'une méthode basée sur l'utilisation de RN capable de prédire la consommation finale d'eau des ménages sur la base de paramètres sociologiques, de l'efficacité d'utilisation d'eau des appareils et des caractéristiques des ménages. Ils ont réussi à prévoir avec précision les réductions potentielles de consommation d'eau de chaque mesure d'optimisation et de modernisation des appareils envisagée.

Les performances des systèmes énergétiques des bâtiments sont généralement données dans des conditions de fonctionnement particulières. Néanmoins, ces conditions peuvent être très différentes en utilisation réelle. Les réseaux neuronaux peuvent être très utiles pour prédire les performances de ces systèmes dans des conditions de fonctionnement particulières. Les systèmes de chauffage par le sol sont difficiles à modéliser à l'échelle du bâtiment du fait d'un temps de calcul important en raison des phénomènes complexes de transfert de chaleur et de mécanique des fluides mis en œuvre. Karadağ et Akgöbek [60] ont créé un réseau neuronal afin de calculer les nombres de Rayleigh et de Nusselt d'un système de chauffage au sol hydraulique au moyen des caractéristiques géométriques et des températures de la pièce. Leur réseau de neurones a donné des résultats précis (erreur moyenne relative variant entre 0,066 % et 0,808 %) par rapport à ceux calculés à l'aide de la modélisation physique. Acikgoz *et al.*[61] ont construit un RN pour calculer les coefficients d'échange de chaleur radiatif, convectif et total d'un système de chauffage mural par rayonnement à partir de plusieurs mesures de températures. La comparaison a été faite en utilisant des données expérimentales, et il a été constaté que le RN a réussi à prédire les coefficients de transfert de chaleur avec des erreurs relatives se situant entre 6 % et 29 % selon la référence utilisée et le paramètre considéré. Géczy-Víg et Farkas [62] ont construit un réseau neuronal pour prédire les températures de strates dans le ballon de stockage d'un système solaire thermique. Ils ont réussi à obtenir avec précision (erreur moyenne absolue sur l'ensemble des strates de 0,26 °C) les températures à huit niveaux différents au pas de temps de cinq minutes. Yaïci et Entchev [63] ont travaillé sur la prédiction des performances d'un système de chauffage et de production d'ECS solaire. Ils ont conçu un réseau de neurones permettant de prédire le pourcentage d'énergie solaire utilisé dans le système et les températures du ballon de stockage à six niveaux différents. Jani *et al.*[64] ont utilisé un réseau neuronal pour prédire la capacité de refroidissement, la puissance absorbée et le coefficient de performance d'un système de climatisation hybride utilisant une roue dessiccante pour le pré-refroidissement de l'air puis un groupe froid à compression comme appoint. Ils ont trouvé des coefficients de corrélation élevés entre valeurs mesurées et valeurs prédites (0,966, 0,990 et 0,958 respectivement). Lazrak *et al.*[47] ont modélisé une machine à absorption à l'aide d'un RN et ont obtenu des prédictions satisfaisantes pour les différentes températures de sortie (erreur, confirmées par une validation expérimentale). Une approche similaire est utilisée dans [65] pour modéliser des machine à sorption.

1.7.2 Contrôle des systèmes

1.7.2.1 Contrôle d'ambiance

L'optimisation du contrôle des équipements énergétiques est l'un des domaines de recherche les plus importants concernant l'utilisation des RN dans le secteur du bâtiment puisque 39 % des articles examinés traitent de ce champ d'application (Figure 1-13). La construction de bâtiments performants implique souvent l'utilisation de matériaux inertiels, entraînant des échanges thermiques caractérisés par une dynamique relativement lente. Le contrôle de type RBC (*rule based control*) et les régulateurs de type PID (proportionnelle intégrale dérivée) traditionnellement utilisés dans le domaine du bâtiment agissent en réponse à une perturbation. Ils ne sont, par conséquent, pas à même de garantir à chaque instant les conditions de confort attendues lors de changements de consigne, particulièrement dans le cas de systèmes fortement capacitifs. Des stratégies de régulation construites sur la base de réseaux neuronaux peuvent permettre de répondre à cette problématique.

Moon et Jung [66] ont utilisé un réseau neuronal couplé à une stratégie de contrôle pour piloter l'arrêt et le démarrage du chauffage en fonction des changements de consigne de température. Ils ont réussi à réduire la consommation d'énergie de 14 % en simulation sur le logiciel de STD TRNSYS par rapport à une stratégie de contrôle conventionnelle. Similairement, Macarulla *et al.*[67] ont mis en œuvre une stratégie de contrôle du démarrage de la chaudière d'un immeuble de bureaux de manière à garantir le confort thermique au début de chaque journée de travail. Les auteurs annoncent un gain d'énergie de l'ordre de 20 %. Yang *et al.*[68] ont également travaillé sur la gestion du démarrage d'un système de chauffage et ont conclu que les RN peuvent jouer un rôle prépondérant dans l'amélioration des stratégies de contrôle des équipements CVC. Yang *et al.*[69] ont comparé un régulateur de type PID et un régulateur prédictif basé sur un réseau neuronal pour le contrôle d'un système de climatisation. Leurs tests sur banc d'essai ont mis en évidence la supériorité du contrôle prédictif, notamment concernant les temps de dépassements de consigne. Kanarachos et Geramanis [70] se sont concentrés sur le contrôle d'un système de chauffage au sol hydraulique et ont réussi à contrôler avec précision la température intérieure tout en optimisant la consommation d'énergie. Vinther *et al.*[71] ont également travaillé sur le contrôle d'un système de chauffage par le sol en utilisant un réseau neuronal couplé à un algorithme d'optimisation génétique. Erfani *et al.*[72] ont également couplé un réseau récurrent de type NARX (*nonlinear autoregressive with exogenous inputs*) à un algorithme d'optimisation génétique pour réaliser un contrôleur prédictif permettant de réguler le système de refroidissement d'un bâtiment. Les auteurs annoncent des réductions de consommations de gaz et d'électricité de 55,1 % et 43,7 % respectivement. Alors que la plupart des chercheurs utilisent un seul réseau neuronal, Argiriou *et al.*[73] ont quant à eux choisi d'utiliser quatre réseaux neuronaux fonctionnant en cascade pour contrôler la température de départ d'un système de chauffage hydraulique. Les auteurs annoncent des gains d'énergie de l'ordre de 15 % par rapport à un contrôleur conventionnel de type PID.

1.7.2.2 *Contrôle des systèmes de production et de distribution d'énergie*

L'utilisation d'un nombre croissant de systèmes complexes de production, de distribution et de stockage complexifie les stratégies de régulation. Par ailleurs, le développement de systèmes de production d'énergie décentralisés connectés aux réseaux de distribution, soumis à des tarifs de rachats variables, apporte de nouvelles contraintes pour leur régulation. Chung *et al.*[74] ont construit un RN permettant de modéliser un système de refroidissement afin de prévoir sa consommation d'énergie. Ils sont parvenus à prévoir celle-ci avec précision ($R^2 = 0,8136$), ce qui ouvre la voie à des travaux ultérieurs sur la stratégie de contrôle permettant de trouver des points de fonctionnement avantageux sur le plan énergétique. Afram *et al.*[46] ont travaillé sur une stratégie de contrôle prédictif des systèmes CVC pour stocker l'énergie dans la masse du bâtiment pendant les heures creuses afin de réduire ou d'éviter la consommation d'énergie électrique pendant les heures de pointe. Ils ont utilisé cinq réseaux neuronaux interconnectés pour modéliser chaque système d'une installation CVC. Leur solution a permis de réduire les coûts d'exploitation entre 6 % et 73 % en fonction de la saison considérée. Ahn et Cho [75] ont conçu un contrôleur intelligent pour maintenir le confort thermique tout en évitant les pics de puissance appelée sur un réseau de chaleur urbain.

L'utilisation des refroidisseurs à sorption dans le secteur du bâtiment est en augmentation en raison de leur capacité à utiliser la chaleur de basse qualité pour la production de froid. Ces derniers restent cependant difficile à contrôler [47]. Krzywanski *et al.*[76] ont construit un modèle basé sur un réseau neuronal pour prédire la puissance de refroidissement d'un refroidisseur à adsorption à trois étages en fonction des conditions de fonctionnement. Leur méthode, facile à appliquer, constitue une alternative valable par rapport à d'autres méthodes de modélisation impliquant des analyses numériques et/ou des manipulations expérimentales parfois longues et coûteuses. De la même manière, d'autres chercheurs ont pu prédire certains paramètres comme le COP (coefficient de performance) de divers systèmes de refroidissement à absorption [77,78]. Labus *et al.*[79] sont allés plus loin en créant une stratégie de contrôle basée sur un réseau neuronal pour les refroidisseurs à absorption. La performance du RN mesurée grâce à la RMSE (*root mean squared error*) est inférieure à 0,05 %).

1.7.3 Prédiction de la consommation d'énergie

Etre capable de prédire la consommation énergétique des bâtiments peut être intéressant pour plusieurs raisons. Cela ouvre notamment de nouvelles possibilités pour la mise en œuvre de stratégies de gestion anticipatives des équipements de production et d'émission de chaleur. C'est également un point clé pour la création de méthodes innovantes de gestion des réseaux énergétiques (réseaux de chaleur et de froid, réseau électriques) impliquant par exemple du délestage. Les outils de modélisation physique permettent de calculer la consommation énergétique des bâtiments de manière très précise, à condition de disposer de données suffisamment complètes et détaillées. Cependant, la plupart du temps, et surtout lorsqu'on travaille sur un bâtiment existant, ces informations sont difficilement accessibles. L'utilisation de RN peut se révéler particulièrement intéressante dans ce contexte car elle ne nécessite pas de données aussi détaillées sur les propriétés du bâtiment.

Ekici et Aksoy [80] ont obtenu des prévisions précises concernant les besoins de chaud avec seulement trois paramètres d'entrée (surface vitrée, orientation et épaisseur d'isolation). Cette méthode pourrait être intéressante pour la prévision de besoins à grande échelle, puisque trois paramètres faciles à obtenir suffisent pour prédire les besoins en énergie de chauffage. Les besoins de froid peuvent également être calculés avec quelques paramètres représentant uniquement les conditions météorologiques extérieures [81–83]. Sandberg *et al.* [84] ont utilisé un réseau neuronal pour prédire les besoins en chauffage de trois bâtiments faisant partie d'un complexe commercial connecté à un réseau de chauffage urbain en Suède. Ils ont été capables de prévoir avec précision la demande de chaleur sur une année au pas de temps horaire. Ces travaux ouvrent la voie vers de potentielles applications pour la gestion des réseaux de chaleur et de froid à l'échelle d'une ville ou d'un quartier.

L'occupation et le comportement des occupants étant des paramètres importants dans la prévision de la consommation d'énergie d'un bâtiment, leur utilisation semble intéressante afin d'affiner les prévisions. Ainsi, Paudel *et al.* [85] ont choisi d'utiliser les profils d'occupation parmi d'autres paramètres d'entrée pour la prévision de la demande de chauffage. De même, les paramètres d'entrée dépendant des occupants sont utilisés pour la prédiction de besoins de refroidissement dans d'autres articles [86–88]. Aydinalp *et al.* [89] sont allés plus loin en parvenant à calculer la consommation d'énergie pour le chauffage et l'eau chaude sanitaire en utilisant des facteurs socio-économiques comme paramètres d'entrée de leur réseau neuronal. Ces études montrent clairement que les paramètres liés au comportement des occupants sont des facteurs prépondérants pour l'obtention d'une prédiction précise.

Yang *et al.* [34] ont comparé différentes méthodes d'apprentissage pour prédire la demande électrique du groupe froid d'un immeuble de bureaux. Il ressort que la technique de la fenêtre glissante évoquée précédemment (cf. § 1.5) donne de meilleurs résultats que l'entraînement par accumulation. Chae *et al.* [90] ont construit un réseau neuronal pour la prévision de la consommation électrique au pas de 15 minutes d'un bâtiment commercial. Ils ont étudié différentes techniques d'apprentissage et ont évalué leur RN sur sa capacité à prévoir la consommation globale d'électricité sur 59 jours, la consommation quotidienne d'électricité et la consommation de pointe quotidienne d'électricité. Le réseau proposé présente des capacités de prévision satisfaisantes, en particulier pour la prévision de la consommation de pointe quotidienne avec un pourcentage d'erreur absolue de 5 %. Ruiz *et al.* [91] ont comparé les capacités des réseaux neuronaux de type NAR (*nonlinear autoregressive*) et NARX pour prédire la consommation d'énergie des bâtiments d'une université en Espagne. Les réseaux NAR n'ayant comme entrées que les valeurs passées de la variable à prédire, ils nécessitent plusieurs jours de données passées pour donner une précision satisfaisante ($MSE = 1,26$). Ils ont également montré que les réseaux NARX nécessitent un historique de données moins important et donne une meilleure précision ($MSE = 1,1$) puisqu'ils permettent de prendre en compte d'autres sources d'information, ici la température extérieure. Benedetti *et al.* [92] ont mis en œuvre un RN pour la prédiction de la consommation d'énergie d'un bâtiment tertiaire capable d'être automatiquement ré-entraîné en cas de perte de précision. Rahman *et al.* [93] ont comparé la capacité de réseaux neuronaux profonds construits à l'aide d'unités

LSTM (*long short-term memory*), avec celle de réseaux MLP (*multilayer perceptron*) classiques à prévoir la consommation d'électricité à très long terme (un an à l'échelle au pas de temps d'une heure) de bâtiments résidentiels. Ils ont constaté que les réseaux neuronaux profonds sont plus performants que les réseaux MLP classiques pour ce type de prévision spécifique.

1.7.4 Rénovation et évaluation de la performance énergétique

La modernisation des bâtiments est un défi important pour réduire la consommation d'énergie du secteur du bâtiment. Pour évaluer avec précision la pertinence des mesures de rénovation, il est nécessaire dans un premier temps de caractériser la performance énergétique du bâtiment, puis de construire un modèle du bâtiment en question. Cela peut s'avérer être une tâche difficile lorsque l'on ne dispose que d'une quantité réduite d'informations sur ses caractéristiques. De plus, compte tenu de toutes les différentes mesures de rénovation possibles, il est presque impossible pour un expert de les évaluer de manière exhaustive. Dans ce contexte, les réseaux neuronaux peuvent être utiles tant pour l'évaluation des performances, que comme outil d'aide à la décision concernant le choix des mesures de modernisation des bâtiments.

Buratti *et al.*[94] et Khayatian *et al.*[95] ont travaillé sur les réseaux neuronaux pour calculer un indicateur de performance énergétique pour les bâtiments résidentiels, basé sur des données de construction facilement accessibles telles que les caractéristiques géométriques et les degrés-jours unifiés de chauffage. Par ailleurs, les certificats énergétiques¹⁰ étant déterminés dans des conditions de référence, des différences non négligeables peuvent être observées avec la performance du bâtiment dans des conditions réelles d'utilisation. Magalhães *et al.*[96] ont utilisé un réseau neuronal pour affiner le calcul des certificats énergétiques en incluant le comportement des occupants. Toujours dans ce contexte d'accès limité aux caractéristiques du bâtiment, Buratti *et al.*[97] ont montré qu'un RN alimenté par des entrées facilement accessibles (degrés-jours de chauffage, position géographique, caractéristiques géométriques, informations sur les systèmes de production d'énergie) est capable de prédire la température intérieure d'un bâtiment avec précision (MSE = 0,2 °C). Krstić *et al.*[98] ont utilisé un réseau neuronal pour calculer l'étanchéité à l'air d'un bâtiment résidentiel en utilisant uniquement les caractéristiques de l'enveloppe du bâtiment. Leur approche pourrait être intéressante compte tenu du temps nécessaire aux mesures sur le terrain (test d'infiltrométrie) habituellement nécessaires pour caractériser l'étanchéité à l'air d'un bâtiment.

Une fois la performance du bâtiment caractérisée, les mesures de modernisation peuvent être évaluées. Beccali *et al.*[99] ont utilisé deux réseaux neuronaux différents : le premier pour le calcul de la performance énergétique, et le second pour évaluer le coût de mesures de modernisation. Asadi *et al.*[100] ont utilisé un réseau de neurones couplé à un algorithme d'optimisation génétique pour évaluer les mesures de modernisation par rapport aux gains en consommation d'énergie, au coût de la modernisation, et l'inconfort thermique. L'entraînement du réseau et l'évaluation des mesures de modernisation des bâtiments sont effectués à l'aide de données simulées. Ascione *et al.*[101,102] ont mené une analyse mettant en œuvre des réseaux neuronaux et un algorithme génétique pour sélectionner les mesures de modernisation énergétique présentant un optimum entre coût, consommation d'énergie primaire, et inconfort thermique. Les réseaux neuronaux ont été formés à l'aide de données simulées, et leur méthode peut théoriquement être appliquée à n'importe quel bâtiment.

¹⁰ Traduction de l'anglais « *energy performance certificate* », l'équivalent Français serait l'étiquette énergie, déclinée en 7 classes (de A à G) selon le niveau de consommation calculé à l'issue du diagnostic de performance énergétique.

1.8 Conclusion du chapitre

Un bref historique des réseaux de neurones ainsi qu'une explication succincte des fondamentaux ont été donnés afin de permettre au lecteur non-initié de comprendre les différentes problématiques abordées dans ce manuscrit. Une présentation du processus de développement d'un réseau de neurones dans le cas d'applications de régression sur données temporelles a également été fournie. L'objectif de cette partie a été de poser les bases théoriques et bibliographiques permettant de justifier les décisions prises lors de l'élaboration de réseaux de neurones pour les applications détaillées dans la suite de ce manuscrit.

Le qualificatif « intelligent » dont sont affublés les réseaux de neurones dépend avant tout de l'intelligence humaine mise en œuvre pour leur développement. Les données ne représentent que la partie émergée de l'iceberg, celles-ci ne pouvant être correctement valorisées sans l'intervention d'un expert humain. En effet, il a été montré que la création d'un réseau de neurones performant passe par plusieurs étapes de développement indispensables au cœur desquelles se situe l'utilisateur. Le choix des données d'apprentissage, leur analyse, leur traitement, leur séparation, le choix de la structure, des paramètres du RN, du critère de performance et de l'algorithme d'apprentissage sont autant de tâches guidées uniquement par l'expertise et le jugement de l'humain.

Ces premières parties théoriques ont été suivies par une étude bibliographique concernant les diverses applications des réseaux de neurones au domaine de l'énergétique du bâtiment. Il apparaît que ces derniers peuvent être utilisés tout au long des différentes phases de la vie d'un bâtiment, depuis sa conception jusqu'à sa rénovation, en passant par son exploitation. La majorité des applications concernent cependant le contrôle des équipements (39 %) et la prédiction de consommation d'énergie (32 %). Les réseaux de neurones créés et entraînés présentent des résultats très satisfaisants dans la plupart des cas et font partie des solutions d'apprentissage automatique les plus performantes. Cependant, la majorité des chercheurs s'attachent à créer des RN performants sans pour autant poursuivre sur la mise en œuvre d'une application concrète suivie d'une évaluation des gains potentiels. Ces applications sont majoritairement testées en simulation et peu d'articles font état d'une évaluation sur bâtiment réel, ou à minima sur modèle calibré. Nous nous attacherons donc au cours de ce travail de thèse à mener l'ensemble des tests sur un modèle ayant fait l'objet d'une calibration.

Nous disposons dans le cadre de cette thèse d'un complexe de trois bâtiments finement instrumentés, constituant ainsi un gisement de données très important. Utiliser ces bâtiments comme terrain d'expérimentation n'est cependant pas envisageable, ces derniers étant occupés en permanence avec un degré d'exigence élevé sur les conditions de confort. L'accès aux données de monitoring ainsi qu'à toutes les informations relatives à la conception des bâtiments n'étant pas limité, le choix a été fait de travailler sur un modèle calibré. Les divers tests seront ainsi grandement facilités et les résultats obtenus resteront pertinents et représentatifs d'une application réelle.

CHAPITRE 2

CALIBRATION DE MODELE DE SIMULATION THERMIQUE DYNAMIQUE

Le chapitre suivant porte sur la calibration du modèle de bâtiment utilisé ensuite pour tester et évaluer une application mettant en œuvre des réseaux de neurones. La première partie est consacrée à l'établissement des bases théoriques mobilisées lors d'un processus de calibration. S'en suit une présentation du projet Hikari, puis du bâtiment Higashi faisant l'objet de la calibration. Après une explication de la méthode utilisée puis une présentation détaillée du modèle, une analyse complète des résultats de calibration est menée. Nous terminons par des observations et recommandations concernant les méthodes classiques de calibration préconisées par différents organismes internationaux.

2.1 ETAT DE L'ART -----	52
2.1.1 <i>Les notions de système et de modèle</i>	52
2.1.2 <i>Les modèles de simulation du bâtiment</i>	52
2.1.3 <i>Les sources d'incertitude</i>	53
2.1.4 <i>Les méthodes de calibration</i>	56
2.1.5 <i>Les indicateurs de performance</i>	58
2.2 PRESENTATION GENERALE DU PROJET HIKARI -----	60
2.2.1 <i>Contexte du projet</i>	60
2.2.2 <i>Situation géographique</i>	61
2.2.3 <i>Conditions météorologiques</i>	62
2.3 PRESENTATION DU BATIMENT HIGASHI -----	63
2.3.1 <i>Usages et caractéristiques de l'enveloppe</i>	63
2.3.2 <i>Systèmes terminaux</i>	64
2.3.2.1 <i>Chauffage et rafraîchissement</i> -----	64
2.3.2.2 <i>Ventilation</i> -----	66
2.3.2.3 <i>Eclairage</i> -----	66
2.3.2.4 <i>Protections solaires</i> -----	66
2.3.3 <i>Instrumentation des zones de bureaux</i>	67
2.4 DESCRIPTION DE LA METHODE DE CALIBRATION UTILISEE -----	69
2.5 PRESENTATION DU MODELE DE BATIMENT -----	70
2.5.1 <i>Présentation générale</i>	70
2.5.2 <i>Données météorologiques</i>	72
2.5.3 <i>Modélisation du chauffage et du rafraîchissement</i>	74
2.5.4 <i>Modélisation des échanges d'air</i>	75
2.5.4.1 <i>Ventilation mécanique</i> -----	75
2.5.4.2 <i>Ventilation interne</i> -----	75
2.5.4.3 <i>Ventilation naturelle</i> -----	75
2.5.4.4 <i>Infiltrations</i> -----	78
2.5.5 <i>Modélisation des apports internes</i>	80
2.5.5.1 <i>Occupation</i> -----	80
2.5.5.2 <i>Eclairage, prises, et autres équipements électriques</i> -----	80
2.5.6 <i>Modélisation des protections solaires</i>	80
2.6 ANALYSE DES RESULTATS DE SIMULATION -----	81
2.6.1 <i>Analyse statique en consommation d'énergie</i>	81
2.6.2 <i>Analyse dynamique des puissances appelées</i>	82
2.6.2.1 <i>Chauffage</i> -----	82
2.6.2.2 <i>Rafrâichissement</i> -----	83
2.6.3 <i>Analyse statistique des températures de zones</i>	86
2.6.3.1 <i>Analyse à l'échelle du bâtiment</i> -----	86
2.6.3.2 <i>Analyse à l'échelle d'une zone</i> -----	89
2.6.4 <i>Analyse dynamique des températures de zones</i>	91
2.7 DISCUSSION SUR LES RESULTATS DE CALIBRATION -----	93
2.8 CONCLUSION DU CHAPITRE -----	95

2.1 Etat de l'art

2.1.1 Les notions de système et de modèle

Un système peut être défini comme l'objet ou l'ensemble des objets étudiés. Définir un système revient donc à définir ses frontières, au-delà desquelles est défini son environnement, ainsi que les variables d'entrée, de sortie ou internes, qui interagissent au sein de ce système. Un modèle est une représentation simplifiée d'un système permettant de reproduire la relation entre ses variables d'entrée et ses variables de sortie, dans le but de l'analyser, de l'expliquer et d'en prédire certains aspects. Un modèle ne peut être utilisé que dans son domaine de validité, c'est-à-dire dans les conditions d'utilisation pour lesquelles il a été développé. Les modèles peuvent être classés en trois catégories, selon le niveau de connaissance physique impliqué dans la modélisation du système :

- **Les modèles de type « boîte-blanche »** : également appelés modèles de connaissance, ou modèles physiques, ils sont basés sur la compréhension et la description exhaustive des phénomènes physiques ayant lieu au sein du système. L'ensemble des paramètres et des équations définissant le modèle sont rattachés à la physique. Souvent très complexes, donc gourmands en temps de calcul, ils présentent cependant l'avantage d'être capables d'extrapoler des comportements non observés une fois construits et calibrés.
- **Les modèles de type « boîte-noire »** : également appelés modèles empiriques ou modèles d'expérience, ils se contentent de représenter la relation liant les entrées du système à ses sorties, sans que leurs paramètres ni les relations algébriques mis en œuvre n'aient de sens physique. La connaissance du système modélisé se limite donc à ses entrées et aux sorties associées. Souvent relativement simples, donc peu gourmands en temps de calcul pour leur utilisation, leur qualité et leur domaine de validité dépend cependant de la richesse et de la diversité des données utilisées pour leur élaboration.
- **Les modèles de type « boîte-grise »** : à mi-chemin entre les deux catégories précédemment décrites, ces modèles hybrides, semi-empiriques ou semi-physiques, représentent un système à la fois par l'utilisation d'équations faisant appel à la physique et par l'utilisation de relations empiriques obtenues par expérience. De tels modèles permettent de s'adapter au problème de modélisation lorsque, par exemple, l'intégralité du système ne peut être décrite par la physique, ou lors de la présence de contraintes spécifiques sur le temps de calcul.

2.1.2 Les modèles de simulation du bâtiment

Les modèles dits de « simulation thermique dynamique » (STD), s'inscrivent dans une démarche de compréhension de la multitude de phénomènes physiques mis en jeu au sein d'un bâtiment. Considérés comme étant des modèles de type « boîte blanche », ils reposent sur la connaissance complète du bâtiment à modéliser et des sollicitations extérieures. Ils sont donc caractérisés par une quantité importante de paramètres à considérer ainsi que par un temps de calcul important.

Différentes approches existent dans la manière de représenter le système [103], mais la plupart reposent sur une représentation unidimensionnelle de l'espace. Egalement qualifiée de « nodale », cette approche implique de diviser le bâtiment en zones thermiques, correspondant à des volumes parfaitement agités et homogènes. Chaque zone peut ainsi être représentée par un « nœud ». Ces derniers sont ensuite interconnectés et constituent ainsi le maillage du modèle. Le principal avantage de cette méthode réside dans le fait de pouvoir simuler le comportement d'un bâtiment comportant de nombreuses zones sur une longue durée, typiquement une année, divisée en pas de temps relativement faibles (entre 1 minute et 60 minutes), dans un temps relativement court compte tenu de la complexité du système étudié. Cette approche, pouvant être vue comme étant relativement simple au regard d'autres méthodes comme la

modélisation par éléments finis, fournit des résultats dont la précision reste adaptée aux attentes principales des utilisateurs de ce type d'outils, à savoir l'évaluation du confort thermique et le calcul des besoins en énergie thermique d'un bâtiment.

Notons que ces modèles de STD tiennent uniquement compte de la thermique du bâtiment en considérant seulement l'enveloppe de ce dernier soumise à des perturbations extérieures et intérieures. Ils permettent donc de calculer des besoins énergétiques qui sont, dans la majorité des cas, indépendants des systèmes de production, de distribution, et d'émission utilisés pour les satisfaire. Afin de calculer une consommation d'énergie, il est nécessaire de tenir compte de ces systèmes dans la simulation. On qualifie alors ces modèles plus complets de modèles énergétiques à même de réaliser des « simulations énergétiques dynamiques » (SED). Ces modèles se présentent soit sous la forme d'un outil de STD associé à un outil de modélisation des systèmes, fonctionnant en co-simulation, soit comme un seul outil permettant de tenir compte des deux aspects.

Une multitude de logiciels permettent de construire et simuler ces modèles, chacun d'entre eux présentant des avantages et inconvénients détaillés dans [56]. Le choix de l'outil dépendra des objectifs fixés par l'utilisateur, ainsi que du niveau de précision recherché. On citera parmi les plus utilisés : TRNSYS, EnergyPlus, ou encore Pléiades+Comfie. Historiquement, les modèles de STD, ou de SED, sont essentiellement utilisés pour guider les choix de conception parmi la multitude de solutions envisagées. L'obtention de certaines certifications énergétiques, comme le label américain LEED (*leadership in energy and environmental design*), oblige aujourd'hui les concepteurs à mener un calcul de SED pour la conception du bâtiment. Dans ce cadre, l'outil est principalement utilisé pour évaluer des écarts de performance entre les différentes solutions envisagées. Les conclusions que l'on pourra tirer des calculs seront alors peu sensibles aux autres hypothèses faites et aux incertitudes associées, communes à l'ensemble des solutions testées. Dans le cas d'un engagement sur la performance énergétique du futur bâtiment, pratique émergente aujourd'hui, la faisabilité technique des cibles énergétiques sur lesquelles l'engagement est basé est vérifiée par la SED. Le résultat du calcul est donc considéré au sens de sa valeur absolue. Sa sensibilité aux hypothèses et aux incertitudes ne peut plus être exclue de l'interprétation des résultats. Les logiciels de SED passent donc du statut d'outil d'aide à la décision à celui d'outils dont les résultats font l'objet d'un engagement contractuel impliquant des enjeux financiers quant au respect de ce dernier. Une telle utilisation implique une connaissance approfondie de l'outil et traduit une confiance élevée dans ses capacités à fournir un résultat précis. Néanmoins, de par leur nature de modèle « boîte-blanche » et la complexité du système à modéliser, le nombre de paramètres d'entrée est extrêmement important. En pratique, il est impossible de connaître avec certitude l'intégralité des entrées du modèle, l'utilisateur est alors obligé de faire un certain nombre d'hypothèses, entraînant inévitablement une incertitude.

2.1.3 Les sources d'incertitude

De nombreuses études ont mis en évidence d'importants écarts entre les résultats de simulation et les consommations réelles des bâtiments étudiés [104–107]. Ce problème, également appelé *performance gap*, résulte de l'existence d'une grande variété d'incertitudes dans le processus de modélisation d'un bâtiment. L'étude de ces incertitudes fait l'objet d'un champ de recherche à part entière, à travers deux grands sujets que sont l'analyse d'incertitude et l'analyse de sensibilité. Alors que l'analyse d'incertitude vise à calculer la variation probable des résultats due aux variations des entrées, l'analyse de sensibilité, comme indiqué par Saltelli *et al.* [108], vise à étudier "*comment l'incertitude des résultats d'un modèle peut être répartie entre les différentes sources d'incertitude des entrées du modèle*". En d'autres termes, l'objectif de l'analyse de sensibilité est d'identifier les entrées auxquels la sortie est la plus sensible. En conséquence, la sortie du modèle peut être sensible à une entrée mais, si celle-ci est bien connue, elle ne sera pas considérée comme étant critique dans une analyse d'incertitude [109]. Un inventaire complet des méthodes d'analyse de sensibilité appliquées à l'étude des modèles de STD est présenté dans [110] et [111], tandis qu'une étude des différentes techniques d'analyse d'incertitude appliquées aux outils de

STD est présentée dans [112]. Selon Imam *et al.* [113], le *performance gap* se creuse tout au long des différentes phases de la vie d'un bâtiment, en commençant par la phase de conception, puis la phase de construction, pour finir avec la phase d'exploitation.

Phase de conception : plusieurs études ont déjà identifié certaines sources d'incertitudes relatives au processus de modélisation classique d'un bâtiment [114,115] :

- Les incertitudes de paramétrage : dues à la spécification imprécise, incomplète, ou tout simplement erronée de certains paramètres du modèle comme la géométrie du bâtiment, les caractéristiques de l'enveloppe, ou celles des systèmes énergétiques. Elles sont la plupart du temps dues à l'impossibilité de connaître avec certitude certains paramètres, forçant l'utilisateur à formuler des hypothèses. La pertinence et la validité de ces hypothèses reposent par ailleurs entièrement sur l'expérience et les compétences de l'utilisateur, ainsi que sur sa connaissance de la réalité des projets bâtiments.
- Les incertitudes de modélisation : dues aux simplifications faites lors de la modélisation des phénomènes physiques mis en jeu. Cela ne dépend pas uniquement de l'utilisateur, mais il a la possibilité de réduire ces incertitudes en choisissant par exemple le pas de temps approprié et le modèle le plus adapté à la modélisation du phénomène en question.

Phase de construction : même si une attention particulière est portée à la qualité de construction pour produire un bâtiment conforme aux attentes, ce dernier ne sera jamais aussi idéal qu'il ne peut l'être dans un logiciel de SED. La mise en œuvre n'est pas parfaite, les propriétés des matériaux et le fonctionnement des systèmes peuvent s'être dégradées au cours du temps, des ponts thermiques non anticipés peuvent apparaître, tout ceci dégradant la qualité du bâti et de ses systèmes induisant une source d'erreur non négligeable.

Phase d'exploitation : c'est lors de cette dernière phase que les hypothèses faites sur les entrées du modèle en phase de conception peuvent entraîner plus ou moins d'incertitude. En effet, les conditions météo et différents scénarios peuvent différer de ceux utilisés pour la simulation. De plus, une exploitation du bâtiment non conforme à ce qui a été prévu en conception peut parfois être constatée :

- Les incertitudes de scénario : erreurs résultantes des hypothèses faites sur les entrées du modèle comme les données météo ou les scénarios d'utilisation du bâtiment par les occupants dont la nature stochastique entraîne d'inévitables incertitudes. Cependant, des fichiers météo représentatifs sont aujourd'hui facilement accessibles via les organismes de mesure et de prévision tels que Météo-France ou via des logiciels dédiés comme Meteororm. Le choix des scénarios d'utilisation dépend quant à lui uniquement de l'utilisateur à travers sa capacité à prévoir les usages du bien immobilier. Conscients des enjeux, de nombreux chercheurs s'attachent à tenter de modéliser et intégrer ces modèles aux outils de SED existants [116,117].

De nombreux chercheurs ont travaillé à identifier les paramètres d'entrée les plus influents, ainsi que l'incertitude qui leur est associée, afin de quantifier leur effet sur les résultats du modèle. Menberg *et al.* [118] ont par exemple comparé plusieurs méthodes d'analyse de sensibilité des modèles de STD. Ils ont étudié l'influence de onze paramètres qui sont généralement sélectionnés pour l'analyse de sensibilité, et ont identifié la température de consigne, les infiltrations, les propriétés thermiques du bâtiment et les paramètres liés à la ventilation comme étant particulièrement influents. Si les auteurs concluent en disant que les résultats obtenus sont similaires à ceux d'autres études, notons que les données météorologiques n'ont pas été considérées dans leur analyse, même si celles-ci ont été identifiées dans d'autres travaux comme l'une des sources d'incertitude dans les modèles de STD [112].

Les incertitudes de paramétrage ont été largement étudiées dans la littérature. Sur la base des travaux de Clarke *et al.* [16], Macdonald [8] a établi des données détaillées d'incertitude, en particulier pour la conductivité, la densité, la chaleur spécifique ou les facteurs d'émission et d'absorption des matériaux

de construction. D'autres paramètres clés de l'enveloppe des bâtiments tels que le taux d'infiltration [119] ou les ponts thermiques [120] ont également été étudiés. Comme mentionné précédemment, l'incertitude de paramétrage peut également être liée aux propriétés des systèmes CVC. Wang *et al.* [121] ont étudié l'influence de différentes stratégies d'exploitation des systèmes CVC sur la consommation d'énergie d'un immeuble de bureaux. Ils ont montré que les incertitudes combinées de ces paramètres pouvaient entraîner une incertitude sur la consommation énergétique annuelle allant de -15,8 % à 70,3 %.

Bien que moins fréquemment étudiées, il est possible de trouver des études traitant des incertitudes de modélisation. L'effet du pas de temps de simulation a par exemple été étudié dans [122]. L'auteur a simulé le même modèle à différents pas de temps (1, 5, 10, 15, 20, 30 et 60 minutes) et a obtenu des différences allant jusqu'à 3,6 % sur les besoins de refroidissement quotidiens lors d'une simulation au pas de temps de 60 minutes (représentant la norme chez les bureaux d'études selon le retour d'expérience de Manaslu Ing.) par rapport à une simulation au pas de temps de 1 minute. En considérant le besoin maximal obtenu sur la journée, qui est un facteur de dimensionnement souvent utilisé pour la conception des bâtiments, les écarts vont jusqu'à 75 %. Dos Santos et Mendes [123] ont étudié l'influence du pas de temps de simulation sur d'autres paramètres. Ils ont mis en évidence des différences au niveau des températures de zone allant jusqu'à 4 °C ainsi que des variations de 10 % du taux d'humidité entre des simulations à un pas de temps de 1 s et à un pas de temps de 3600 s. Ils concluent qu'un pas de temps de 60 minutes peut entraîner de fortes disparités dans la température de l'air intérieur et, par conséquent, dans le calcul des besoins en énergie du bâtiment.

Les incertitudes de scénario ont également été étudiées dans la littérature. Ainsi, Wang *et al.* [121] ont étudié l'influence des données météorologiques parmi d'autres paramètres sur la consommation d'énergie d'un immeuble de bureaux. Ils ont considéré quatre villes différentes pour lesquelles ils ont recueilli des données météorologiques sur 10 à 15 ans. Selon la ville et l'année considérée, ils ont constaté que la consommation d'énergie pouvait varier de -4,0 % à 6,1 % par rapport à l'année météorologique typique qui est habituellement utilisée.

L'ensemble de ces études donne un aperçu des différentes sources d'incertitude et de leurs effets sur les résultats des modèles de STD. Toutefois, ces résultats dépendent fortement du bâtiment étudié. Par conséquent, ils doivent être considérés comme des tendances auxquelles s'attendre, mais ne sont en aucun cas directement transférables à un bâtiment donné.

L'impact du modélisateur dans la génération d'incertitude a été analysée dans le cadre de plusieurs études. Dans [113], les auteurs ont demandé à 108 modélisateurs de donner l'importance relative de 21 paramètres de simulation parmi les plus influents (taux de renouvellement d'air, ratio de surface vitrée, conductivité thermique des parois, etc.) quant à la consommation énergétique du bâtiment. Ils ont obtenu des réponses très hétérogènes ainsi qu'une très faible corrélation entre les variables objectivement importantes et celles identifiées par les modélisateurs. Ces résultats corroborent ceux d'une autre étude [124] au cours de laquelle 12 modélisateurs ayant accès aux mêmes informations ont dû modéliser une maison individuelle sur le même logiciel. Les résultats ont été très hétérogènes avec des consommations énergétiques calculées s'étalant de -41 % à 39 % autour de la moyenne. Chaque utilisateur étant unique par nature, de par ses connaissances et son expérience, celui-ci tient un rôle prépondérant dans la chaîne d'apparition d'incertitudes. La plupart des utilisateurs ne bénéficient pas de retour d'informations sur la performance réelle des bâtiments qu'ils ont pu simuler [113], ils ne disposent donc pas de retours d'expérience concernant les bonnes et mauvaises pratiques de modélisation. Les certitudes construites au fil de leurs expériences ne sont pas remises en question et la connaissance dérive ainsi au cours du temps.

Ne pouvant pas être totalement évitées, les incertitudes qui apparaissent durant la phase de construction peuvent être réduites par la mise en place d'actions de commissionnement visant à contrôler la qualité de mise en œuvre du bâtiment tout au long du processus de construction. Une mise en œuvre non conforme pourra ainsi être refusée par le commissionneur qui pourra exiger sa reprise jusqu'à conformité

avec le cahier des charges et, par extension, avec la simulation. La mise en place d'un tel processus qualité, encore marginal aujourd'hui, permettrait d'arriver à un niveau de conformité aux exigences fixées sur le bâti et les équipements suffisamment satisfaisant pour limiter les incertitudes liées à la mise en œuvre du bâtiment.

Par ailleurs, le processus de commissionnement engagé pendant la mise en œuvre ne doit pas s'arrêter dès la réception du bâtiment. Un suivi du bâtiment et de ses équipements en exploitation doit également être mené pour évaluer et vérifier la conformité des équipements en conditions réelles d'utilisation, et pour détecter d'éventuelles dérives de consommation [125]. La vérification de certains aspects comme la consommation d'énergie ou le confort thermique nécessite un suivi à long terme, typiquement sur plusieurs années. C'est également au cours de cette étape de suivi après réception du bâtiment que les résultats de la simulation pourront être confrontés à la mesure, offrant aux modélisateurs un retour d'expérience permettant ainsi de répondre au problème précédemment évoqué. De part ce suivi, une exploitation non conforme aux hypothèses de conception pourra également être identifiée. Les non-conformités ainsi identifiées pourront alors être prises en compte dans l'explication d'écart éventuels entre mesure et simulation.

2.1.4 Les méthodes de calibration

Au vu de toutes les incertitudes possibles précédemment citées et des écarts constatés dans la littérature, la fiabilité des outils des SED pourrait être remise en cause. La calibration de modèle paraît alors indispensable afin d'améliorer les résultats d'un modèle donné et de démontrer la fiabilité de l'outil de calcul, permettant ainsi aux utilisateurs de l'exploiter avec une certaine confiance. Un processus de calibration peut être défini comme étant le procédé visant à réduire l'écart entre les sorties du modèle et les valeurs correspondantes mesurées dans la réalité, par action sur les paramètres d'entrée du modèle. Reddy [126] a d'abord proposé quatre catégories pour classer les différents types de calibration, qui ont ensuite été réarrangées en deux grandes catégories :

- *Les méthodes manuelles* : Cette catégorie englobe toutes les méthodes qui ne reposent pas sur des procédures automatisées. Ces méthodes sont les plus courantes et sont utilisées par le modélisateur selon un processus itératif. Elles reposent donc entièrement sur l'expérience de l'utilisateur ainsi que sur ses connaissances et son jugement. La majorité de ces méthodes impliquent l'utilisation de représentations graphiques [127] et d'affichages comparatifs, comme des représentations de séries temporelles, des graphiques comparatifs en 3D [128,129], des analyses de signature thermique [130], ou des affichages statistiques [128].
- *Les méthodes automatiques* : Cette catégorie comprend toutes les méthodes automatisées, c'est-à-dire non directement opérées par l'utilisateur, basées sur des outils mathématiques ou statistiques. La plupart de ces techniques nécessitent d'identifier un ensemble de paramètres influents à calibrer ainsi que leur plage de variation maximale à l'aide d'une analyse de sensibilité. L'objectif est alors de trouver, parmi la multitude de configurations possibles, l'ensemble des paramètres d'entrée qui minimise une fonction de coût, représentant généralement l'erreur entre la mesure et la simulation [131,132]. Une autre approche régulièrement utilisée est la calibration bayésienne qui présente l'avantage de prendre en compte naturellement les incertitudes dans le processus de calibration [133].

Des informations détaillées sur les différentes techniques et outils de calibration manuelle et automatique pourront être trouvées dans [114,134]. Quel que soit le type de méthode utilisée, il faudra dans un premier temps définir les grandeurs modifiables ainsi que la période de temps sur laquelle se fera la calibration. Cela dépend directement du type et de la quantité de données mesurées disponible. Afin de disposer de données représentatives d'une utilisation variée du bâtiment, un an de données apparaît comme étant le minimum nécessaire pour mener à bien un processus de calibration. Reddy *et al.* [135] ont proposé de distinguer cinq niveaux de calibration selon la quantité de données disponible.

Pour chaque niveau, on considère qu'un accès est possible à la totalité des données de conception du bâtiment (plans, notes de calculs, fiches techniques, etc.). Il est intéressant d'ajouter aux cinq niveaux détaillés dans [135] les notions de calibration statique et dynamique, utilisées ci-dessous :

- **Niveau 1** : Le premier niveau de calibration est basé uniquement sur les factures d'énergie. Ce type de calibration se fera donc uniquement sur des données de consommation d'énergie mensuelles ou annuelles. L'aspect dynamique n'étant pas pris en compte, la calibration peut être qualifiée de statique.
- **Niveau 2** : Les données disponibles pour une calibration de niveau 1 pourront être complétées par des inspections visuelles sur site permettant de vérifier certaines des données de conception (équipements mis en place, géométrie interne du bâtiment, occupation des zones, etc.). L'exploitant pourra également être questionné. La calibration se fera donc toujours sur des données mensuelles de consommation d'énergie. L'aspect dynamique reste par ailleurs non considéré.
- **Niveau 3** : Aux informations disponibles pour les niveaux précédents s'ajoutent celles pouvant être obtenues par des audits sur site détaillés via l'utilisation d'instruments de mesures (oscilloscope, luxmètre, balomètre, sonde de température, etc.). Ces mesures pourront être réalisées à différentes périodes de la journée mais restent ponctuelles, aucun instrument n'étant laissé sur place. L'aspect dynamique pourra être considéré, essentiellement pour les systèmes, sur de courtes périodes de temps seulement, de l'ordre de l'heure.
- **Niveau 4** : À ce niveau, des instruments de mesures sont installés sur site pour mesurer différentes grandeurs (températures, énergies thermique ou électriques, humidité, etc.) sur une période relativement courte (typiquement plusieurs semaines à quelques mois), à des intervalles de temps faibles (de la minute à l'heure). Ici, la calibration pourra se faire sur d'autres variables que la simple consommation mensuelle d'énergie, telles que les températures de zones ou les puissances thermiques ou électriques appelées. Du fait de la période de mesure devenue suffisamment longue, la dynamique du bâtiment peut alors commencer à être considérée sur certaines périodes seulement.
- **Niveau 5** : Ce dernier niveau de calibration implique une instrumentation quasi exhaustive et installée à demeure sur le bâtiment. L'instrumentation a donc été prévue en amont, durant la phase de conception du projet. La durée d'enregistrement n'est pas limitée, on dispose alors potentiellement de plusieurs années de données disponibles. L'intervalle d'enregistrement est suffisamment faible pour représenter la dynamique de phénomènes transitoires rapides (de l'ordre de la minute). Les données sont généralement accessibles à distance et le bâtiment est contrôlé par une GTB (gestion technique bâtiment) permettant également de surveiller et de modifier son fonctionnement en temps réel. La calibration peut être menée de manière totalement dynamique. On s'attachera donc à reproduire le comportement dynamique du bâtiment sur la totalité de la période considérée en travaillant sur des grandeurs telles que les puissances thermiques et électriques ou les températures et humidités des zones.

Que ce soit fait manuellement ou automatiquement [132], la plupart des travaux de calibration consistent à faire varier certains paramètres d'entrée à l'intérieur d'un intervalle borné de manière à faire correspondre sur certaines sorties, simulation et mesure. Cette approche, également qualifiée de « *tuning* » (réglage), ou plus péjorativement de « *fudging* » [114,136] (bidouillage), est critiquable. En effet, une action de réglage sur un paramètre pour améliorer un critère particulier, par exemple la consommation d'énergie, peut très bien dégrader d'autres aspects de la simulation non pris en compte comme critères de la calibration, comme par exemple les températures des zones. Une telle méthode

dégrade fortement la qualité de la simulation, et la représentativité du modèle peut alors être remise en cause. Si une telle approche venait à être utilisée, on veillera à définir clairement le champ d'application du modèle ainsi que son domaine de validité.

Les méthodes de calibration manuelles sont par définition hautement dépendantes de l'expérience et des connaissances de l'utilisateur [126]. Les résultats d'un travail de calibration peuvent donc varier d'un utilisateur à un autre du fait de la multiplicité des choix pouvant être faits au cours d'un tel processus. C'est en s'inscrivant dans une volonté de rationalisation que des travaux sont menés pour fiabiliser et standardiser les méthodes manuelles afin de limiter cette variabilité [135,136]. On veillera par exemple à garder une trace de chaque modification dans un fichier de suivi (date, modification effectuée, raison de la modification, changement obtenu). La modification d'un paramètre devra également être basée sur des éléments physiquement identifiés ou une hypothèse correctement formulée [136]. Si une erreur persiste à la fin du processus de calibration, on préférera utiliser le modèle tel quel, plutôt que de chercher à réduire cette erreur en rentrant dans un processus de « *tuning* » qui ferait alors perdre au modèle sa crédibilité.

2.1.5 Les indicateurs de performance

Peu importe le type et le niveau de calibration visés, il faudra préalablement fixer des indices de performance permettant de mesurer la précision du modèle et donc de guider la prise de décision au cours du processus de calibration. Toujours dans un souci d'uniformisation et de rationalisation des méthodes de calibration, trois organismes internationaux se sont penchés sur la calibration de modèle pour produire des méthodes, au sein desquelles ont été sélectionnés des indicateurs statistiques ainsi que les valeurs maximales à respecter pour pouvoir considérer un modèle comme étant calibré ou non. Notons que ces critères ont été pensés pour être utilisés sur des valeurs de consommation d'énergie globale à l'échelle du bâtiment, et ce dans le cadre de processus de calibration de niveau 1 ou 2 représentant la grande majorité des situations réelles. Comme indiqué dans le Tableau 2-1, la valeur maximale dépend de l'organisme considéré et du pas de temps sur lequel les données sont calibrées. Il est à noter qu'une confusion entre l'erreur moyenne ou MBE (*mean bias error*) et l'erreur moyenne normalisée ou NMBE (*normalized mean bias error*) a été identifiée dans les documents produits par les organismes internationaux. Les origines de cette erreur, les conséquences potentielles sur les résultats, et les articles concernés sont indiqués dans [137]. Selon les auteurs, l'erreur la plus courante est l'utilisation de l'abréviation « MBE » pour désigner la « NMBE ». L'abréviation « NMBE » utilisée ici pourra donc faire référence à l'abréviation « MBE » utilisée à tort dans certains documents.

Organisme	Calibration mensuelle		Calibration horaire	
	CvRMSE [%]	NMBE [%]	CvRMSE [%]	NMBE [%]
IPMVP ¹¹ [138]	-	20	20	5
ASHRAE ¹² - Guideline 14 [139]	15	5	30	10
FEMP - M&V ¹³ Guidelines [140]	15	5	30	10

Tableau 2-1 : Critères de calibration selon différents organismes.

NMBE : Cet indicateur correspond à la normalisation de l'erreur moyenne (MBE) en utilisant la moyenne des valeurs mesurées, ceci afin de rendre les résultats comparables quelle que soit l'unité utilisée. Ce dernier, défini selon l'équation (Eq.2.1), représente le biais global du modèle, mais est sujet à l'effet dit « d'annulation », lorsque les valeurs d'erreur négatives et positives se compensent. Pour cette raison, le NMBE ne peut être considéré seul, un autre indicateur doit être introduit.

¹¹ International Protocol of Measurement and Verification Performance

¹² American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers

¹³ Federal Energy Management Program, Measurement & Verification for performance-based contracts

$$NMBE [\%] = \frac{1}{\bar{m}} \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - S_i)}{N - k} \times 100 = \frac{N}{N - k} \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - S_i)}{\sum_{i=1}^n M_i} \times 100 \quad (\text{Eq.2.1})$$

Avec:

- M la valeur mesurée horaire ou mensuelle de consommation d'énergie ;
- S la valeur simulée horaire ou mensuelle de consommation d'énergie ;
- \bar{m} la valeur moyenne des données mesurées ;
- N le nombre de données ($N_{mensuel} = 12$; $N_{horaire} = 8760$) ;
- k le nombre de paramètre ajustables du modèle.

Il est conseillé de fixer le nombre de paramètres k à zéro dans le cas d'une procédure de calibration [137], on a alors selon l'équation (Eq.2.2) :

$$NMBE [\%] = \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - S_i)}{\sum_{i=1}^n M_i} \times 100 \quad (\text{Eq.2.2})$$

CvRMSE : Cet indicateur correspond à la RMSE divisée par la valeur moyenne des données mesurées (Eq.2.3). Il est toujours positif et tend à maximiser l'impact des erreurs importantes par rapport aux erreurs plus petites en raison de l'élévation au carré. Plus le CvRMSE est faible, plus le modèle est précis.

$$CvRMSE [\%] = \frac{1}{\bar{m}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - S_i)^2}{N}} \times 100 = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - S_i)^2}{N}}}{\frac{\sum_{i=1}^n M_i}{N}} \times 100 \quad (\text{Eq.2.3})$$

Travailler sur le seul critère de consommation d'énergie ne permet pas de tenir compte des biais pouvant être observés à l'échelle des zones du bâtiment puisqu'une surconsommation dans une zone peut tout à fait être compensée par une faible consommation dans une autre. Il semble donc important de considérer la consommation d'énergie zone par zone pour évaluer correctement la qualité d'une calibration.

Calibrer un modèle sur des données mensuelles revient à juger des qualités de représentation quasi-statistiques du modèle alors que les outils en question, d'ailleurs qualifiés de « dynamiques », ont justement été développés pour tenter de représenter le comportement dynamique du bâtiment. Il paraît donc essentiel de travailler au minimum sur des données horaires pour pouvoir juger de la précision d'un modèle dynamique. Par ailleurs, à travers les différents retours d'expérience de l'entreprise Manaslu Ing., il semble qu'un pas de temps de l'ordre de 5 minutes soit idéal pour évaluer la capacité du modèle à représenter certains phénomènes transitoires rapides, comme par exemple la montée en température d'une zone équipée d'émetteurs fortement réactifs.

En dépit de l'équifinalité d'un problème de calibration, caractérisant la propriété d'un modèle à produire le même résultat avec des paramétrages différents [141], l'évaluation de la précision obtenue à l'issue d'un processus de calibration est rarement faite sur d'autres grandeurs de sortie que la consommation d'énergie. Ouvrir le champ des critères à d'autres grandeurs rendant compte d'autres aspects de la physique du bâtiment, telles que les températures de zone par exemple, pourrait réduire le champ des configurations permettant d'arriver à un modèle calibré. Intégrer la température de zone dans le processus de calibration permettrait également d'évaluer le modèle sur sa capacité à prévoir le confort thermique, qui est un de ses objectifs principaux lors de son utilisation durant la phase de conception d'un bâtiment. Dans [142], les auteurs proposent par exemple d'utiliser un critère de performance intégrant l'erreur sur la température de chaque zone du bâtiment à laquelle serait affecté un poids en fonction du volume de la zone considérée au regard du volume total. Ils proposent également l'introduction d'un critère général au sein duquel seraient intégrés de manière pondérée plusieurs critères rendant compte de la performance du modèle sur différentes variables de sorties. L'utilisation d'un

critère général ne semble pas pertinente puisque l'utilisation de poids pose la question de l'importance accordée à chaque critère, question dont la réponse totalement arbitraire serait sujette à débat. Il paraît donc plus judicieux de considérer chaque critère séparément, chacun jugeant de la capacité du modèle à représenter un aspect précis de la physique du bâtiment.

Ces critères ont été fixés en sachant que, la plupart du temps, seules les données de consommation d'énergie mensuelle issues des factures sont disponibles facilement pour la calibration de modèle. Les bâtiments instrumentés étant de plus en plus nombreux, des données détaillées deviennent accessibles pour la calibration, il apparaît donc comme essentiel de déterminer et de fixer de nouveaux critères adaptés à la situation actuelle.

2.2 Présentation générale du projet Hikari

2.2.1 Contexte du projet

Le projet Hikari, « lumière » en japonais, a été lancé en 2011 par Bouygues Immobilier en partenariat avec le Grand Lyon et l'organisme Japonais NEDO (*new energy and industrial technology development organization*) pour concevoir, construire, mettre au point, et évaluer un îlot mixte à énergie positive sur tous les usages et les postes de consommation. Le projet est constitué de trois bâtiments distincts, Nishi, Minami et Higashi, accueillant des bureaux (en vert sur la Figure 2-1), des logements (en jaune sur la Figure 2-1), et des commerces (en orange sur la Figure 2-1). Ils sont construits sur un socle commun composé du parking et des locaux techniques accueillant les systèmes de production, stockage et distribution centralisés de chaleur et de froid. Les surfaces et usages de chaque bâtiment sont renseignés dans le Tableau 2-2. Afin de respecter l'engagement sur la cible BEPOS (bâtiment à énergie positive) tout poste, chaque bâtiment est équipé de panneaux solaires en toiture. Le bâtiment de logements Minami fait en plus l'objet d'une intégration BIPV en façade (*building integrated photovoltaics*). Pour compléter la production solaire insuffisante pour atteindre la cible BEPOS, une centrale de cogénération alimentée à l'huile de colza, produite en filière courte, a été installée. Lors de la conception du projet, l'autoconsommation du solaire photovoltaïque n'était pas d'actualité et les tarifs de rachat étaient attractifs. Pour cette raison, seule l'électricité générée par la cogénération a été prévue pour être autoconsommée. Une description plus détaillée des différents systèmes de production d'énergie mis en œuvre est disponible dans [143].

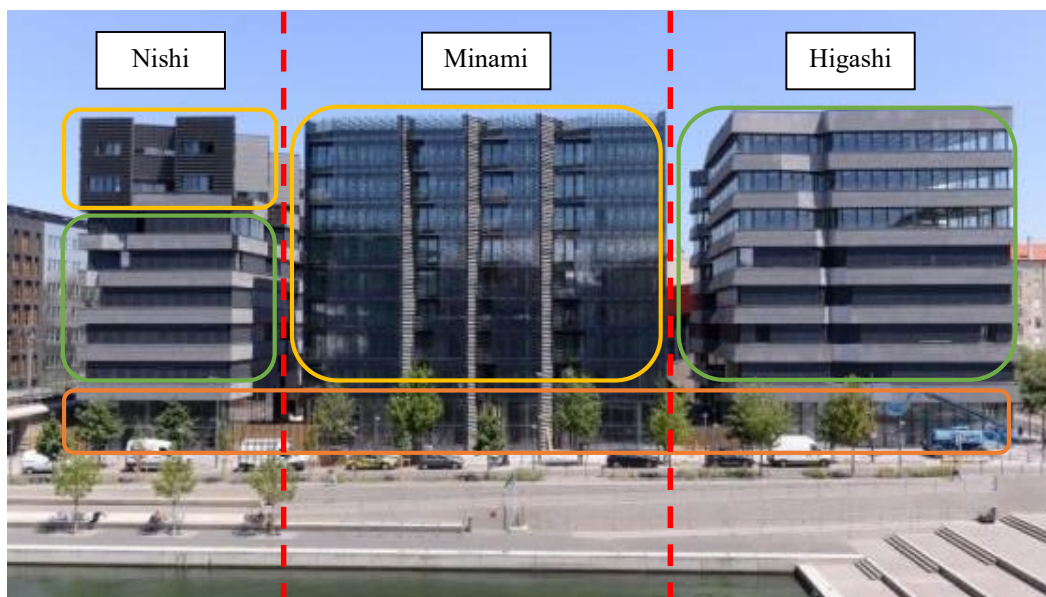


Figure 2-1 : Vue de la façade sud du projet Hikari. Les bureaux sont entourés en vert, les logements sont en jaune, et les commerces sont en orange.

Nom du bâtiment	Bureaux	Logements	Commerces	TOTAL
Higashi	5 434 m ²	-	567 m ²	6 001 m ²
Minami	-	2 959 m ² pour 32 logements	289 m ²	3 528 m ²
Nishi	2 338 m ²	570 m ² pour 4 logements	153 m ²	3 061 m ²
TOTAL	7 772 m²	3 529 m²	1 009 m²	12 310 m²

Tableau 2-2 : Surfaces de plancher par usage et par bâtiment.

En fonctionnement depuis le mois de juillet 2015, le projet est entièrement instrumenté avec plus de 10 000 points de mesures répartis sur les trois bâtiments. Les données sont accessibles via le BEMS (*building energy management system*), un dispositif de GTB. Ce dispositif a été voulu par le NEDO, dans l'optique d'évaluer en exploitation la performance de certains équipements d'origine Japonaise. L'instrumentation a également permis un suivi énergétique détaillé au cours duquel des dérives de consommation ont pu être identifiées [125].

2.2.2 Situation géographique

L'îlot Hikari est situé à Lyon, France (45°44'31.1"N 4°49'09.5"E, altitude 240 m), dans le quartier de la Confluence entre la Saône et le Rhône, à l'angle du cours Charlemagne et du quai Antoine Riboud, tel que représenté sur la Figure 2-2. Les trois bâtiments sont orientés sud-sud-ouest. Afin d'alléger la formulation et la lecture, le bâtiment sera considéré comme étant orienté au sud dans le cadre de la dénomination des façades. Les bâtiments environnants ainsi que la ligne de chemin de fer constituent des masques proches à l'ouest, au nord, et à l'est. Ces masques sont représentés en rouge sur la Figure 2-3.



Figure 2-2 : Situation géographique de l'îlot Hikari.



Figure 2-3 : Vue de quartier et masques solaires (en rouge).

2.2.3 Conditions météorologiques

Le climat à Lyon est de type semi-continentale à influences méditerranéennes. Les étés sont chauds et orageux et les hivers sont froids et secs. Un aperçu des données météo mensuelles moyennes enregistrées entre 1981 et 2010 à Lyon est visible sur la Figure 2-4.

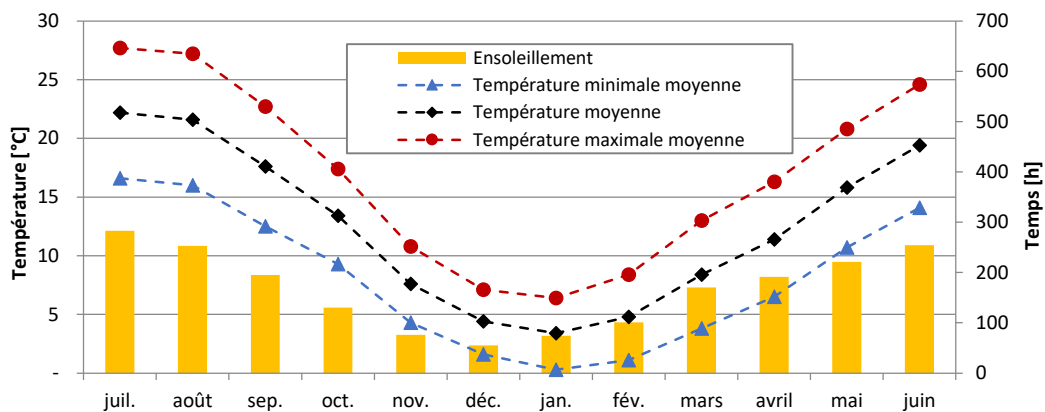


Figure 2-4 : Données météorologiques à Lyon sur la période 1981-2010, enregistrées à la station de l'aéroport Lyon-Bron (source Météo France).

Dans le cadre de notre étude, la météo locale est mesurée grâce à une station météo placée sur le toit du bâtiment Higashi équipée de différents capteurs permettant de mesurer les grandeurs rassemblées dans le Tableau 2-3. Cette installation permet de disposer d'une mesure des conditions météo au plus près du bâtiment. Il devient donc possible de s'affranchir des mesures classiquement utilisées, la plupart du temps mesurées hors du centre-ville (ici à l'aéroport de Lyon-Bron), et donc parfois bien différentes de la situation locale du fait du phénomène d'îlot de chaleur urbain [144].

Variable	Unité	Variable	Unité
Irradiation solaire diffuse	[W.m ⁻²]	Pression atmosphérique	[Pa]
Irradiation solaire directe	[W.m ⁻²]	Humidité relative	[%]
Irradiation solaire totale	[W.m ⁻²]	Humidité absolue	[g.kg ⁻¹]
Vitesse du vent	[m.s ⁻¹]	Température d'air	[°C]
Direction du vent	[°]		

Tableau 2-3 : Grandeurs mesurées par la station météo *in situ*.

2.3 Présentation du bâtiment Higashi

Le travail de calibration portant sur les zones de bureau du bâtiment Higashi, nous nous attachons dans la partie suivante à décrire de manière détaillée uniquement cette partie du projet Hikari.

2.3.1 Usages et caractéristiques de l'enveloppe

Le bâtiment Higashi est composé de deux commerces, une banque et un restaurant, situés au rez-de-chaussée (représentés en orange sur la Figure 2-5). Le reste du bâtiment est constitué de sept étages de bureaux accueillant chacun 2 demi-plateaux (représentés en vert sur la Figure 2-5) et une zone centrale composée des escaliers, ascenseurs, sanitaires, paliers et locaux techniques (représentée en gris sur la Figure 2-5). Chaque demi-plateau a ensuite été cloisonné en différents bureaux tel que représenté sur la Figure 2-6 pour répondre aux besoins spécifiques de l'unique occupant du bâtiment, à savoir une entreprise exerçant une activité de conseil. L'usage des zones de bureaux se fait donc en journée du lundi au vendredi.

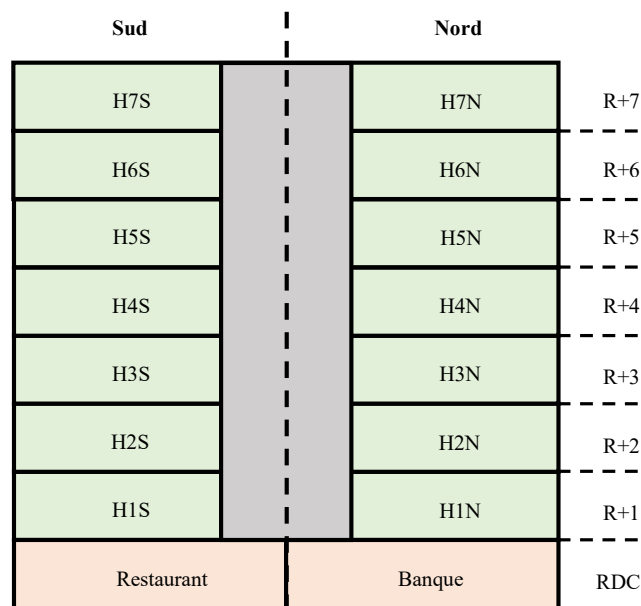


Figure 2-5 : Vue schématique du bâtiment Higashi. Les commerces sont représentés en orange, les bureaux sont en vert, les parties communes et locaux techniques sont en gris.

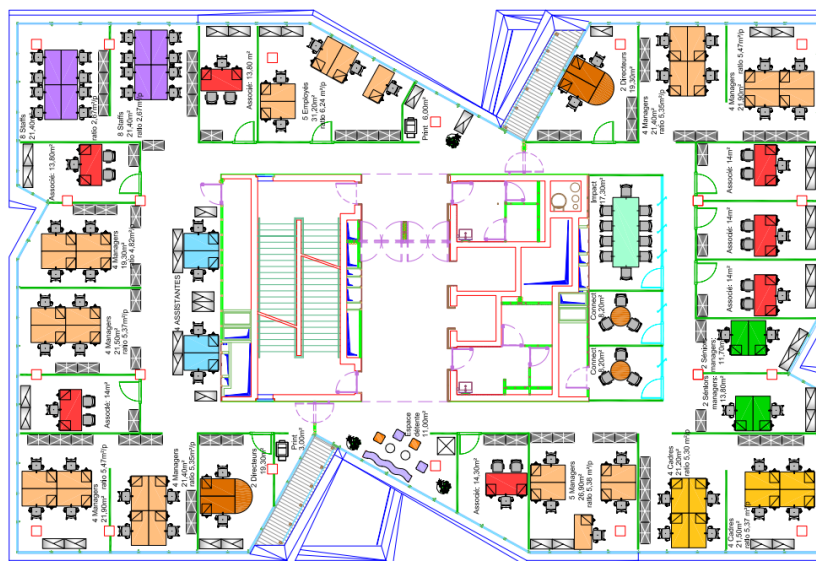


Figure 2-6 : Vue du R+2 du bâtiment Higashi.

Une attention toute particulière a été portée à la qualité de l’enveloppe, première étape indispensable vers un bâtiment performant. Ses caractéristiques principales sont rassemblées dans le Tableau 2-4. Plusieurs mesures ont été prises comme l’isolation thermique par l’extérieur, la mise en œuvre de fenêtres à double vitrage basse émissivité, le traitement des ponts thermiques, et une étanchéité à l’air soignée avec un objectif de 0,6 vol.h⁻¹ au n50 (taux de fuite sous 50 Pa). Celle-ci a été testée à l’issue du chantier et mesurée à 0,595 vol.h⁻¹ au n50, correspondant à un Q4 (standard RT 2012) de 0,4 m³.m⁻².h⁻¹.

Paramètre	Valeur
Coefficient U des murs [W.m ⁻² .K ⁻¹]	0,16
Coefficient U du plancher [W.m ⁻² .K ⁻¹]	0,18
Coefficient U toit [W.m ⁻² .K ⁻¹]	0,15
Coefficient U fenêtres [W.m ⁻² .K ⁻¹]	1,40
Facteur solaire	0,58
Transmission lumineuse	0,78
n50 [vol.h ⁻¹]	0,595

Tableau 2-4 : Caractéristiques principales de l’enveloppe des bureaux du bâtiment Higashi.

2.3.2 Systèmes terminaux

Chaque bureau est équipé de plusieurs systèmes indépendamment contrôlés afin d’assurer le confort des occupants tout en limitant les consommations énergétiques. La Figure 2-7 donne l’organisation de ces systèmes dans un bureau type. Leur fonctionnement est décrit dans les paragraphes suivants.

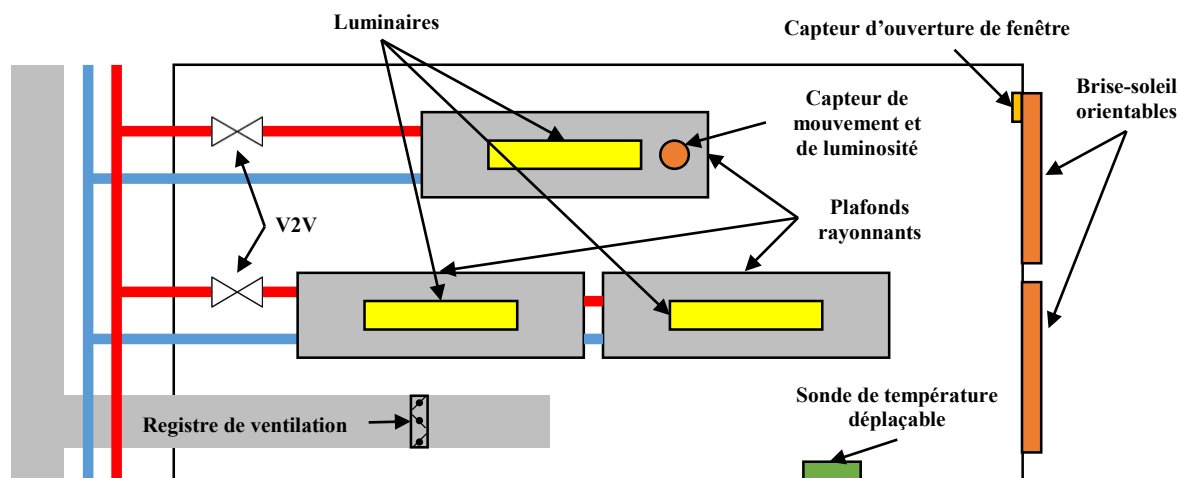


Figure 2-7 : Vue schématique des systèmes installés dans un bureau type.

2.3.2.1 Chauffage et rafraîchissement

Le chauffage et le rafraîchissement des zones sont assurés par des plafonds rayonnants hydrauliques réversibles. Ces derniers sont contrôlés par une vanne deux voies (V2V) pilotée par un thermostat d’ambiance en fonction de la consigne de température et de la température ambiante mesurée. La régulation est de type tout ou rien (TOR) avec une hystérésis de plus ou moins 0,2 °C autour de la consigne tel qu’indiqué sur la Figure 2-8. Si une ouverture de fenêtre est détectée dans le bureau, la vanne se ferme automatiquement. Celle-ci se rouvre 5 minutes après que la dernière fenêtre se soit refermée.

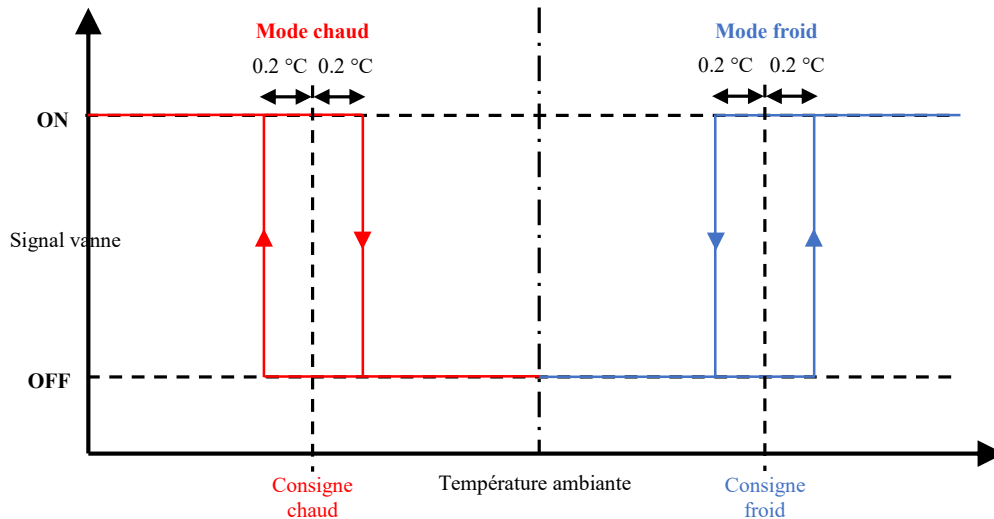


Figure 2-8 : Principe de régulation des plafonds rayonnants.

Les consignes de température en mode chaud et froid ont été fixées en conception en fonction de trois scénarios tel qu'indiqué dans le Tableau 2-5. L'occupant peut faire varier la consigne de température en occupation de +/-2 °C autour de la valeur fixée.

	Mode chaud	Mode froid
Inoccupation	16 °C	30 °C
Veille	20 °C	28 °C
Occupation	20 °C (+2 °C/-2 °C)	27 °C (+2 °C/-2 °C)

Tableau 2-5 : Consigne de température en fonction du mode d'occupation.

Les scénarios sont fixés pour chaque zone en fonction d'un programme horaire fixé par la GTB et de l'état d'occupation de la zone mesuré grâce un détecteur de mouvement tel que défini dans le Tableau 2-6.

	Mesure : zone inoccupée	Mesure : zone occupée
Programme horaire : inoccupation	Inoccupation	Occupation
Programme horaire : occupation	Veille	Occupation

Tableau 2-6 : Conditions de déclenchement des différents modes d'occupation.

2.3.2.2 Ventilation

Chaque étage est équipé de deux CTA (centrale de traitement d'air) permettant chacune l'amenée d'air hygiénique ainsi que son préchauffage ou pré-rafraîchissement dans chaque demi-plateau. Ceci permet d'optimiser la régulation en fonction des conditions d'occupation des zones traitées et de leurs spécificités d'usage. L'extraction de l'air via une colonne montante commune peut se faire de deux manières différentes :

- Extraction naturelle grâce à la surpression provoquée à l'intérieur du bâtiment par le ventilateur de soufflage. Ce fonctionnement en simple flux par insufflation permet d'économiser la consommation d'énergie électrique du ventilateur d'extraction, de manière à favoriser l'atteinte de la cible BEPOS.
- Extraction forcée par le ventilateur d'extraction de la CTA se déclenchant suivant la mesure de pression différentielle entre l'extérieur et l'ambiance. Ce mode permet d'assurer les débits d'air hygiéniques lorsque la surpression engendrée par le ventilateur d'air neuf ne permet pas de compenser le delta de pression entre l'intérieur et l'extérieur, en cas de vent fort par exemple.

Le préchauffage ou le pré-rafraîchissement de l'air se fait via une batterie hydraulique pilotée par une V2V en fonction d'une loi d'air¹⁴. Les sanitaires sont traités par une VMC (Ventilation Mécanique Contrôlée) spécifique avec extraction sur programmation horaire aux débits réglementaires. Chaque bureau dispose de sa propre amenée d'air neuf, pilotée par un registre contrôlé en tout ou rien. Si aucune fenêtre n'est ouverte et que la zone est en mode occupation, alors il est ouvert, sinon il est fermé.

Un mode de ventilation nocturne est également programmé, permettant de bénéficier en période estivale de la baisse de température extérieure pour ventiler le bâtiment et abaisser la température intérieure. Le ventilateur d'extraction se déclenche si le demi-plateau est inoccupé, si la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur est supérieure à 3 °C, et si au moins cinq fenêtres sont détectées comme étant ouvertes. La ventilation nocturne est stoppée si l'une des conditions précédentes n'est plus remplie, ou si la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur devient inférieure à 1 °C.

2.3.2.3 Eclairage

Les luminaires de type LED (light-emitting diode) sont contrôlés pour maintenir un éclairage supérieur à 400 lux en occupation par défaut sur le plan de travail. Ils sont donc automatiquement coupés lorsque le bureau est inoccupé ou que l'éclairage naturel suffit à garantir un éclairage supérieur à la consigne modifiable par l'occupant pour garantir son confort.

2.3.2.4 Protections solaires

Toutes les ouvertures, exceptées celles de la façade nord, sont équipées de BSO (brise-soleil orientables). Ils sont pilotés automatiquement en fonction de l'état d'ensoleillement par fenêtre (ombragée ou non), de l'ensoleillement horizontal direct mesuré en toiture, de la température ambiante de la zone, et du mode d'occupation défini par le Tableau 2-6.

Un calcul tenant compte de la position du soleil au cours de l'année (azimut et hauteur solaire) ainsi que de la géométrie du bâtiment et de ses masques proches permet de déterminer pour chaque heure de l'année si la fenêtre est ombragée ou non en l'absence de nuages. Cela permet de constituer un planning annuel pour chaque fenêtre contenant l'information d'ombrage théorique. Si l'irradiation horizontale directe mesurée en toiture par le pyranomètre dépasse le seuil de 150 W.m⁻² pendant plus de 5 minutes et que la fenêtre est théoriquement non-ombragée d'après le planning, alors celle-ci est considérée comme exposée au rayonnement. Les BSO sont ensuite contrôlés en hauteur (pourcentage d'ouverture)

¹⁴ Une loi d'air est une relation définie par le concepteur de l'installation permettant de définir la température de soufflage de l'air en fonction de la température extérieure mesurée.

et en orientation (angle des lames) en fonction de cette information d'exposition et du scénario d'occupation, tel que défini dans le Tableau 2-7.

	Inoccupation	Veille	Occupation
Mode chaud	Si nuit : 100 % et 90 ° Si jour & non-exposée & $T_{amb} \geq 24 \text{ °C}$: 100 % et 45 ° Si jour & $T_{amb} < 24 \text{ °C}$: 0 % et 0 °		0 % et 0 °
Mode froid	100 % et 45 °	Non-exposée : 0 % et 0 ° Exposé : 100 % et 45 °	

Tableau 2-7 : Principe de régulation des BSO. Une ouverture à 0 % correspond à la position relevée, et un angle de 0 ° correspond à des lames horizontales.

La fermeture des lames à 45° permet de se couper du rayonnement direct tout en gardant une part de rayonnement diffus. L'occupant peut également contrôler manuellement les BSO en hauteur et en orientation via une télécommande. Le contrôle repasse en mode automatique deux fois par jour, à 13 h et à 21 h. Afin d'éviter toute dégradation mécanique des BSO du fait d'un vent trop fort, ceux-ci sont automatiquement remontés lorsque la vitesse de vent mesurée en toiture est trop élevée.

2.3.3 Instrumentation des zones de bureaux

Tout comme le reste du projet, les zones de bureaux sont finement instrumentées, en commençant par les CTA. Les grandeurs mesurées sont répertoriées dans le Tableau 2-8.

Variable	Unité	Variable	Unité
Puissance	[kW]	Position registre air neuf	Pas d'unité
Energie	[kWh]	Position registre air extrait	Pas d'unité
Débit	[m ³ .h ⁻¹]	Position registre air rejeté	Pas d'unité
Température départ	[°C]	Variateur ventilateur soufflage	[%]
Température retour	[°C]	Variateur ventilateur extraction	[%]
Température soufflage air	[°C]	Pression différentielle	[Pa]
Température consigne soufflage air	[°C]	Pression soufflage	[Pa]
Position V2V batterie	[%]	Pression extraction	[Pa]

Tableau 2-8 : Grandeurs monitorées sur les CTA.

La consommation énergétique des plafonds rayonnants n'est pas mesurée par bureau mais par demi-plateau à l'aide de compteurs d'énergie. Les grandeurs mesurées sont répertoriées dans le Tableau 2-9.

Variable	Unité
Puissance	[kW]
Energie	[kWh]
Débit	[m ³ .h ⁻¹]
Température départ	[°C]
Température retour	[°C]

Tableau 2-9 : Grandeurs monitorées sur les circuits de distribution des plafonds rayonnants.

La consommation d'électricité de chaque demi-plateau est également mesurée via quatre compteurs d'énergie mesurant la consommation du circuit électrique des prises, de l'éclairage, de la ventilation, et d'un quatrième circuit alimentant les équipements de régulation (V2V, registre de ventilation, capteurs de luminosité, capteurs d'occupation, gradateurs, moteurs des BSO). Chaque bureau est instrumenté tel que décrit dans le Tableau 2-10.

Variable	Unité	Variable	Unité
Température	[°C]	Ouverture V2V plafond rayonnant	[%]
Température de consigne	[°C]	Occupation	Pas d'unité
Humidité relative	[%]	Etat ouverture fenêtre	Pas d'unité
Eclairement	[lux]	Ouverture BSO	[%]
Gradateur éclairage	[%]	Angle BSO	[°]
Position registre ventilation	Pas d'unité	Statut ombrage fenêtre	Pas d'unité

Tableau 2-10 : Grandeurs monitorées dans les zones de bureaux.

Chaque grandeur est enregistrée uniquement lorsque la variation détectée par le capteur est supérieure à un seuil prédéfini (mesure en *change of value*). Si le seuil est correctement défini, cela permet de bénéficier uniquement de l'information nécessaire tout en ignorant le bruit, et ainsi de limiter la quantité de données à stocker. L'état de chaque bureau peut être consulté via le BEMS, dont un exemple de vue d'étage est donné sur la Figure 2-9.

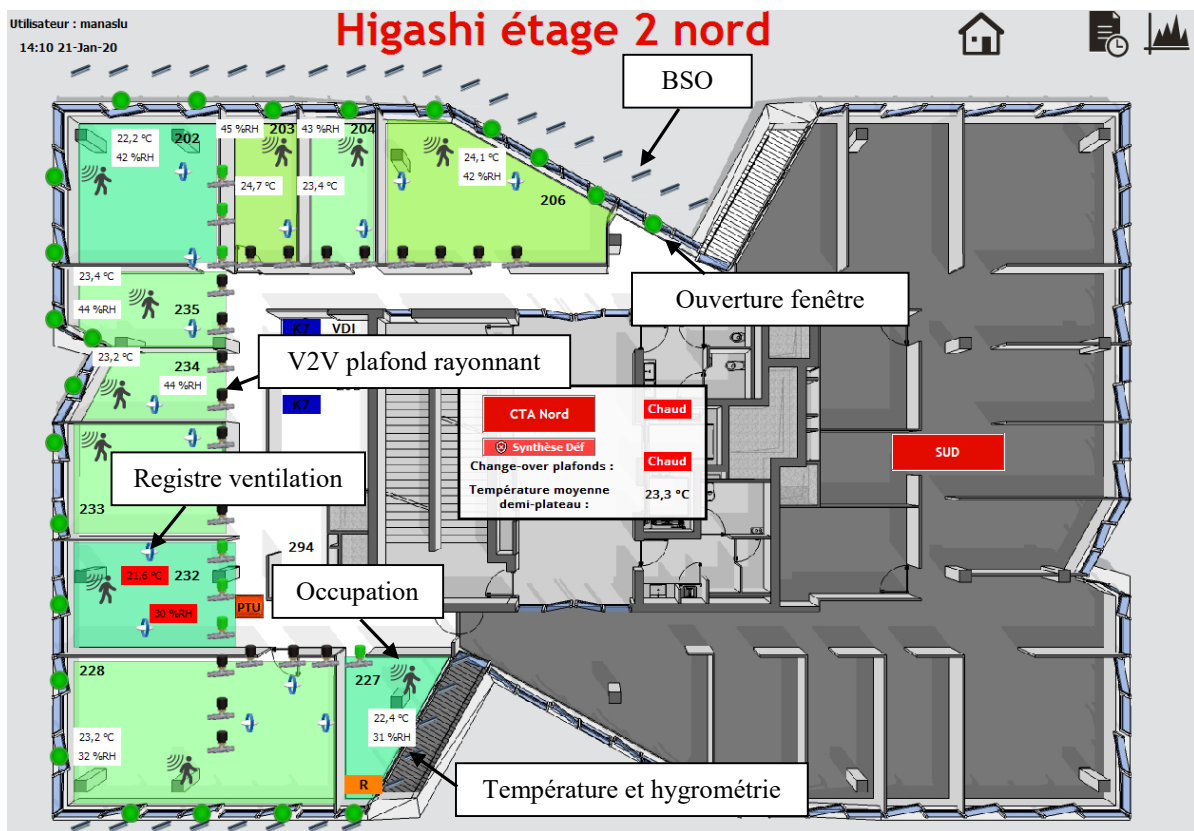


Figure 2-9 : Vue d'étage sur le BEMS.

2.4 Description de la méthode de calibration utilisée

Du fait de la grande quantité de données de monitoring disponible (environ 6 000 points de mesure répartis sur le bâtiment Higashi et les systèmes de production, enregistrant en moyenne toutes les 5 minutes), et de l'accès sans restriction aux données du projet (plans, schémas, fiches techniques, notes de calcul, etc.), nous avons choisi de mener une calibration de type manuelle [114] et de niveau 5. Le processus de calibration a été mené suivant trois étapes principales :

- **Reprise de la géométrie du bâtiment** : le modèle établi en phase de conception a été repris en dessinant plus précisément certains éléments de façade pouvant constituer des masques solaires. Certains masques proches comme des bâtiments non existants en phase de conception ont été ajoutés. Les dimensions de certaines menuiseries ont également été reprises. Pour finir, le cloisonnement de chaque niveau, non connu en phase conception, a été intégralement dessiné en conformité avec les aménagements actuellement en place voulus par l'occupant.
- **Paramétrage du modèle** : la conformité des paramètres du modèle avec les données disponibles (plans, notes de calcul, visites et audits, etc.) a été vérifiée et certaines données ont été modifiées en cas de non-conformité. Dans le cas de paramètres restés inconnus, les hypothèses n'ont pas été reprises.
- **Génération des données d'entrée** : les données de monitoring ont été extraites de la GTB, analysées (vérification de leur cohérence, des unités, etc.), puis mises en forme (suppression des valeurs aberrantes, rééchantillonnage, etc.) pour être fournies en entrée au modèle. Cette étape représente, dans ce cas, la majeure partie du temps nécessaire à la calibration du modèle en raison de la quantité importante de données à traiter. Par ailleurs, un traitement générique n'est parfois pas possible, entraînant ainsi un traitement spécifique particulièrement chronophage. Les données ainsi générées se présentent sous la forme de fichiers d'entrée *.csv* contenant, pour chaque variable, une valeur par pas de temps de simulation (8760 h au pas de temps de 5 minutes soit 105 120 lignes), on parlera de « planning annuel ».

Une approche conservatrice a été choisie, permettant de garder une compréhension et un contrôle total sur le processus de calibration. Aucun paramètre n'a été « *tuné* », l'approche consistant simplement à fournir au modèle autant de données connues (mesurées ou issues de documents techniques) que possible afin de contraindre ce dernier au maximum, et de limiter ainsi le nombre d'inconnues. La méthode utilisée se rapproche du processus itératif décrit dans [136] et appliqué dans [142], et peut être considérée comme la première étape d'un processus classique de calibration manuelle où toutes les variables connues sont fixées avant d'entrer dans un processus de « *tuning* » à proprement parler. Chaque décision prise tout au long du processus de calibration est basée sur une observation factuelle des résultats. Cette "*evidence-based methodology*" [136] implique une compréhension complète des phénomènes physiques impliqués ainsi qu'une connaissance approfondie du bâtiment. La prise de décision a été basée sur l'utilisation d'outils d'analyse statistique tels que le calcul des indicateurs NMBE et CvRMSE sur la consommation mensuelle d'énergie ou le calcul de l'erreur sur les températures de zone. Des outils de visualisation statistique tels que des diagrammes de densité de probabilité, les diagrammes de dispersion ou des « boîtes à moustaches » ont également été utilisés. Ces analyses statistiques ont été systématiquement complétées par l'analyse des paramètres physiques associés, notamment par l'utilisation de graphiques de séries chronologiques. Comme recommandé dans [136], un fichier de suivi a été créé afin de conserver un historique complet du processus d'étalonnage.

En raison de plusieurs erreurs de mesure et de dysfonctionnements, certaines zones du bâtiment n'ont pas pu être calibrées du fait d'un manque de données. Dans ces cas-là, la configuration utilisée lors de la phase de conception n'est pas modifiée. Par ailleurs, l'incertitude de mesure n'étant pas connue pour toutes les variables utilisées pour le calibrage, elle n'a pas été prise en compte dans l'analyse suivante.

2.5 Présentation du modèle de bâtiment

2.5.1 Présentation générale

Les trois bâtiments ayant initialement été modélisés en phase de conception, le modèle d'Higashi a été repris comme base pour le travail de calibration. Seuls l'enveloppe et les usages sont pris en compte dans la modélisation, il s'agit donc d'un modèle de STD permettant de calculer uniquement des besoins énergétiques. Les systèmes de production, de distribution, et d'émission de chaleur ainsi que les organes de régulation ne sont pas modélisés via l'outil de STD. Ceux-ci font l'objet d'une modélisation dynamique à part entière menée sur Matlab/Simulink, dont les besoins du bâtiment calculés par la STD constituent les entrées. L'association d'EnergyPlus et de Matlab/Simulink permet donc de mener une SED. La calibration portant uniquement sur le modèle de STD, seul ce dernier sera détaillé dans la suite de ce chapitre. Les bâtiments ayant initialement été modélisés sur DesignBuilder et EnergyPlus, ces logiciels ont été gardés pour la calibration¹⁵. EnergyPlus est un logiciel développé à la fin des années 1990 par le Lawrence Berkeley National Laboratory et financé par le ministère de l'énergie des Etats-Unis. Il est né de la fusion de deux outils de calcul existants depuis plusieurs années à l'époque : BLAST et DOE-2 [145]. EnergyPlus présente l'avantage d'être totalement gratuit et complètement ouvert pour l'utilisateur dans son fonctionnement. Il est également accompagné d'une documentation extrêmement complète et permet d'effectuer des calculs à des pas de temps très faibles, allant de l'heure jusqu'à la minute. EnergyPlus se présente sous la forme d'un exécutable, et aucune interface permettant de concevoir et visualiser le modèle n'est fournie. Il faut donc pour cela utiliser un second outil comme par exemple DesignBuilder, OpenStudio ou Simergy.

Le bâtiment Higashi a donc été modélisé sur EnergyPlus v8.3.2 et DesignBuilder v4.6. Un aperçu du modèle ainsi qu'une vue 3D issue de Google Earth est donnée sur la Figure 2-10.

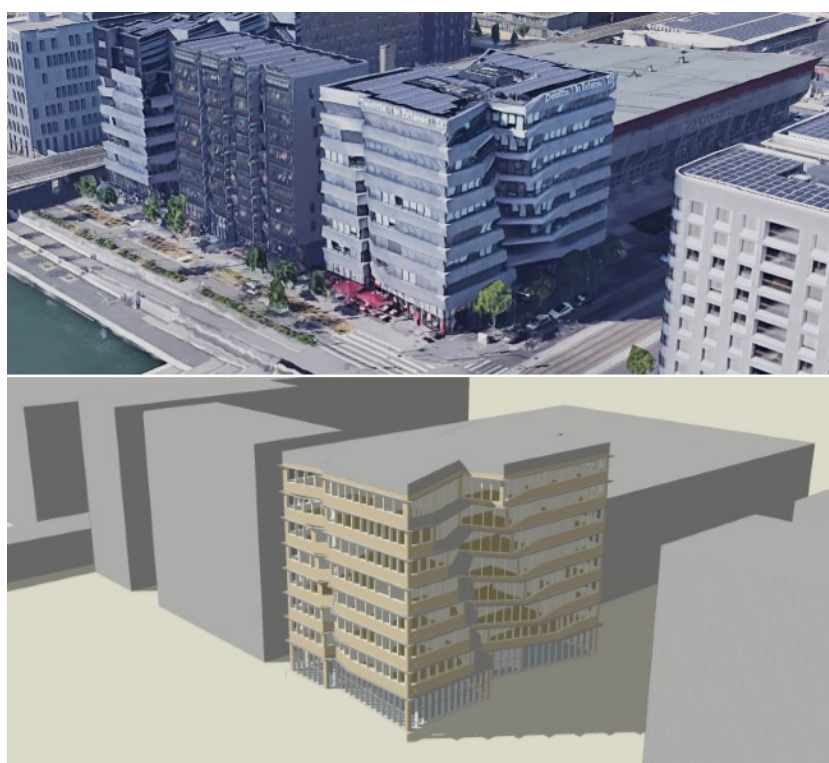


Figure 2-10 : Vue 3D du quartier (en haut, image Google Earth) et vue du modèle utilisé pour la STD (en bas).

¹⁵ L'entreprise a développé ses propres logiciels métiers interagissant notamment avec DesignBuilder et EnergyPlus. Le choix de ces derniers comme outils de calcul n'a donc pas été remis en cause.

La simulation a été menée au pas de temps de 5 minutes sur une année correspondant à la période du 3 juillet 2017 au 30 juin 2018. La méthode de résolution par fonction de transfert a été utilisée, ainsi que les algorithmes TARP et DOE-2 pour la convection intérieure et extérieure, respectivement. Les masques proches constitués par les bâtiments adjacents ont été modélisés. Les ponts thermiques les plus influents ont été identifiés et calculés en phase de conception et ont été pris en compte grâce à la méthode suivante :

Pour différents ponts thermiques identifiés sur un mur et caractérisés par le calcul, il est possible de calculer les pertes totales générées par les k ponts thermiques linéiques et les i ponts thermiques ponctuels, et donc le coefficient de transfert thermique total G_{tot} à travers le mur selon l'équation (Eq.2.4) :

$$G_{tot}[W.K^{-1}] = U_{paroi}A_{paroi} + \sum_{k=1}^m \Psi_k L_k + \sum_{i=1}^n \chi_i \quad (\text{Eq.2.4})$$

Avec :

- U_{paroi} le coefficient de transmission thermique de la paroi en $[W.m^{-2}.K^{-1}]$;
- A_{paroi} la surface de la paroi en $[m^2]$;
- Ψ le coefficient de transfert thermique des ponts thermiques linéiques en $[W.m^{-2}.K^{-1}]$;
- L la longueur totale sur laquelle le pont thermique linéique est observé en $[m]$;
- χ le coefficient de transfert thermique des ponts thermiques ponctuels $[W.K^{-1}]$.

La conductivité thermique de l'isolant est ensuite augmentée pour obtenir selon l'équation (Eq.2.5) un coefficient de transmission thermique $U_{paroi \text{ ajusté}}$ permettant de prendre en compte l'impact des ponts thermiques :

$$G_{tot}[W.K^{-1}] = U_{paroi \text{ ajusté}}A_{paroi} \quad (\text{Eq.2.5})$$

La Figure 2-11 montre une vue du deuxième étage de Higashi, seules les zones de bureaux (en jaune) sont calibrées. Les zones centrales (escaliers, couloirs, toilettes, salles de réunion, locaux techniques) sont simulées mais ne sont pas prises en compte dans le processus de calibration.

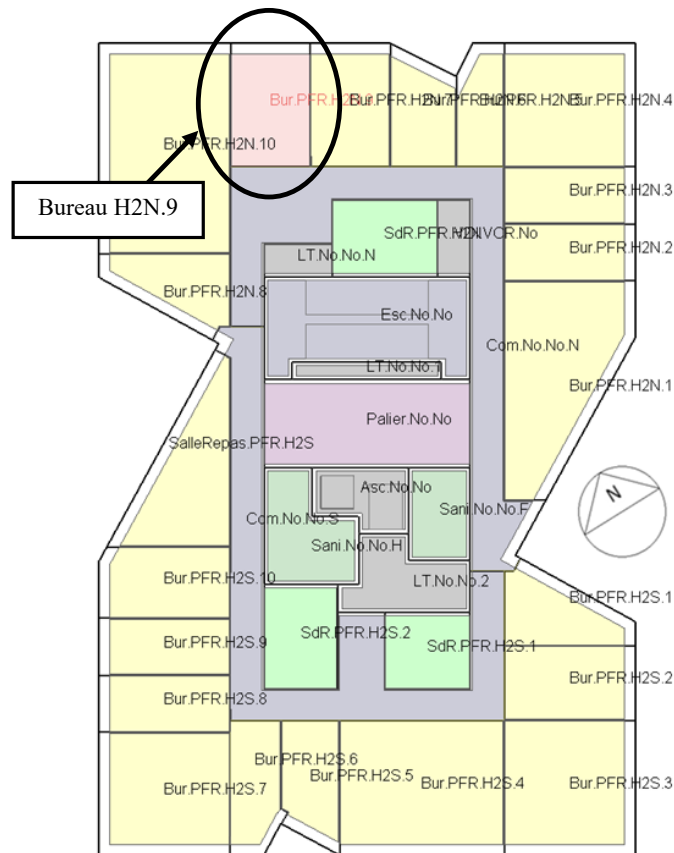
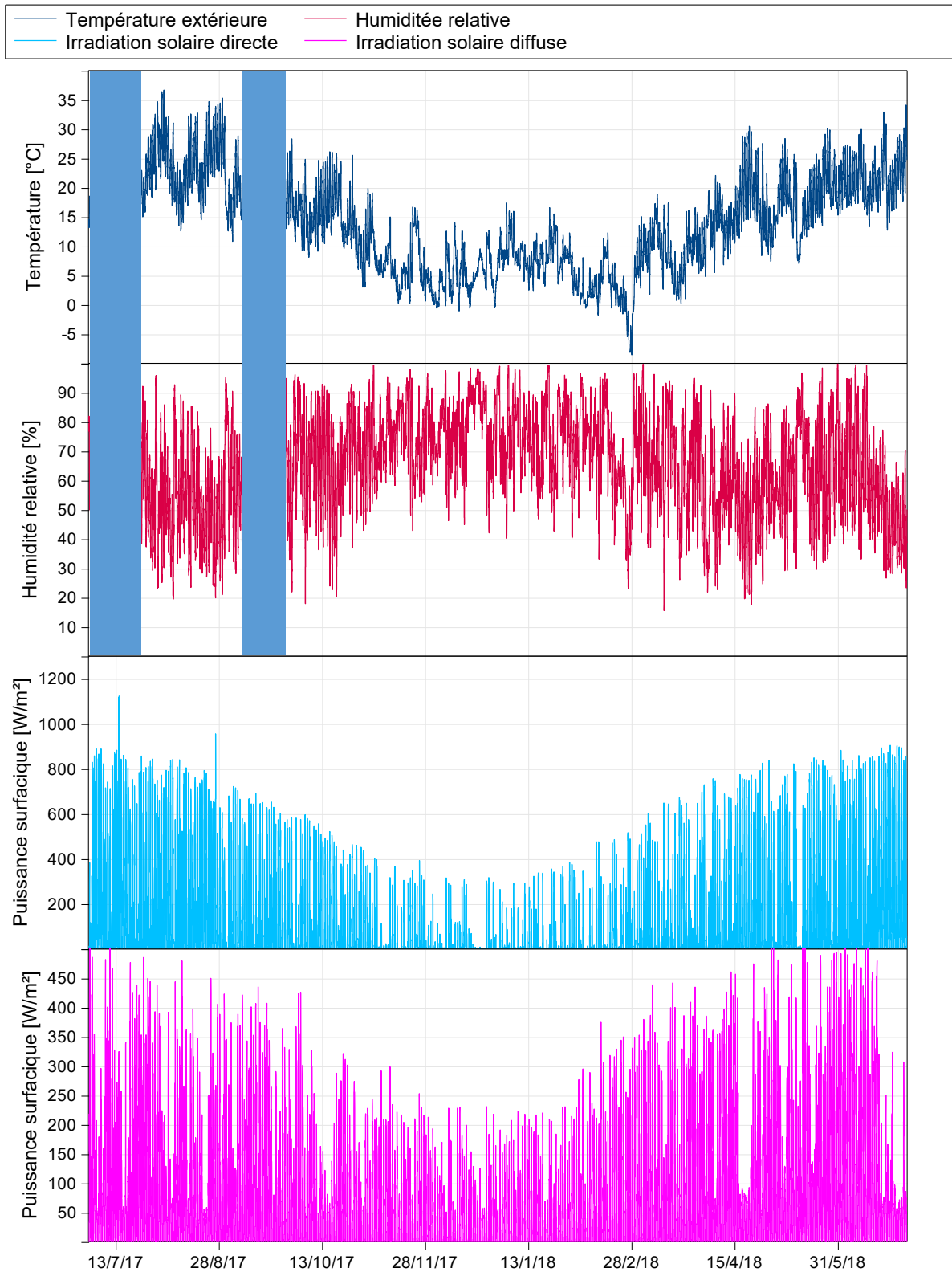


Figure 2-11 : Vue du 2^{ème} étage du bâtiment Higashi dans le modèle DesignBuilder.

2.5.2 Données météorologiques

Un nouveau fichier météorologique contenant les données mesurées via la station météo installée sur le toit du bâtiment Higashi a été créé. Celui-ci contient pour toute l'année les mesures de température, d'humidité relative, de vitesse et direction de vent, et d'irradiation solaire directe et diffuse au pas de temps de la simulation. Un dysfonctionnement des pyranomètres nous a conduits à utiliser les mesures d'irradiation de la station météo de l'ENTPE (école nationale des travaux publics de l'état) située à 9,2 km à vol d'oiseau. Deux périodes de dysfonctionnement (en bleu sur la Figure 2-12) ont également conduit au remplacement des données défectueuses par les données mesurées à l'ENTPE. Le reste des données est issu de la station météo locale. Les séries temporelles de température extérieure, d'humidité relative, et d'irradiation solaire totale telles qu'utilisées dans la simulation sont visibles sur la Figure 2-12.



2.5.3 Modélisation du chauffage et du rafraîchissement

Les consignes de chauffage et rafraîchissement enregistrées par la GTB pour chaque zone sont fournies à la simulation sous la forme d'un planning annuel. En raison de plusieurs erreurs de mesure et de dysfonctionnements, des données de consignes n'étaient pas disponibles pour calibrer certaines zones du bâtiment. Dans ces cas-là, la configuration utilisée en phase de conception n'est pas modifiée. La température des zones est contrôlée en fonction de la température opérative définie selon l'équation (Eq.2.6) :

$$T_{op} = \frac{h_{rad}T_{rad} + h_{conv}T_{air}}{h_{rad} + h_{conv}} \quad (\text{Eq.2.6})$$

Avec :

- T_{rad} la température radiative moyenne, définie selon l'équation (Eq.2.7) en [°C] ;
- T_{air} la température d'air en [°C] ;
- h_{rad} le coefficient d'échange radiatif en [W.m².K⁻¹] ;
- h_{conv} le coefficient d'échange convectif en [W.m².K⁻¹].

$$T_{rad} = \sqrt[4]{\sum_j (F_{jh}T_j^4)} \quad (\text{Eq.2.7})$$

Avec :

- F_{jh} le facteur de forme de la paroi j vers l'homme ;
- T_j la température de la paroi j en [°C].

Si l'on définit la part radiative γ par l'équation (Eq.2.8) :

$$\gamma = \frac{h_{rad}}{h_{rad} + h_{conv}} \quad (\text{Eq.2.8})$$

La température opérative T_{op} s'écrit alors selon l'équation (Eq.2.9) :

$$T_{op} = \gamma T_{rad} + (1 - \gamma)T_{air} \quad (\text{Eq.2.9})$$

La part radiative γ a été fixée à 0,2 dans la simulation (cette valeur est issue d'un retour d'expérience de l'entreprise Manaslu Ing.). Ce postulat a été fait afin de prendre en compte le fait que les sondes de températures sont intégrées dans un thermostat placé en position murale, et qui par conséquent ne mesure ni une température purement convective, ni purement radiative, mais une température opérative.

Les puissances installées de chaud et de froid de chaque zone ont également été entrées dans la simulation. La puissance à émettre pour atteindre la consigne est calculée par EnergyPlus, celle-ci étant limitée par la puissance installée préalablement paramétrée. Une part de cette puissance est émise dans la zone de manière convective, l'autre part de manière radiative. La répartition convective/radiative est considérée comme constante. Les parts radiative et convective ont été déterminées sur la base de mesures faites sur banc d'essai par le fabricant. La puissance émise par un plafond rayonnant est considérée comme étant à 40 % convective et à 60 % radiative dans des conditions normales d'utilisation.

2.5.4 Modélisation des échanges d'air

EnergyPlus, via l'objet *AirflowNetwork*, offre la possibilité de modéliser de manière couplée les échanges d'air par la ventilation mécanique, la ventilation naturelle et les infiltrations. Cependant, de par sa complexité, cette méthode implique souvent la formulation de beaucoup d'hypothèses. Dans notre cas, certains paramètres et données d'entrée telles que l'état d'ouverture des ouvrant internes restent non disponibles. Par conséquent, afin de garder le contrôle sur un maximum de paramètres et de données d'entrée, il a été choisi de modéliser chaque phénomène séparément et ce de manière plus simplifiée.

2.5.4.1 Ventilation mécanique

Les positions mesurées des registres de ventilation de chaque zone (fermé ou ouvert, 0 ou 1) sont fournies sous la forme d'un planning annuel, tout comme la température de soufflage mesurée au niveau des CTA de chaque demi-plateau. La température de soufflage au niveau de chaque bouche est donc considérée comme étant égale à la température de soufflage au niveau de la CTA, les échanges de chaleur entre le conduit de ventilation et l'ambiance sont donc négligés. Les débits de renouvellement d'air nominaux de chaque zone sont également paramétrés. Le débit d'air neuf entrant dans chaque zone correspond donc à la position du registre issue du planning multiplié par la valeur nominale de débit d'air. Si les valeurs de débits nominaux sont disponibles pour la totalité des zones, les données mesurées d'ouverture de registre n'ont pas été exploitables pour la totalité des zones. Dans ces cas-là, le planning de ventilation utilisé en phase de conception est utilisé.

2.5.4.2 Ventilation interne

Du fait de la configuration en *open-space* des demi-plateaux, certains bureaux ne sont pas totalement fermés. Les échanges d'air à travers ces ouvertures sont modélisés via l'objet *ZoneMixing* qui permet la circulation d'air d'une zone à l'autre. Ce dernier peut être associé à un planning venant pondérer le débit d'air nominal (permettant de modéliser les ouvertures d'une porte par exemple) et à une différence de température entre les deux zones à partir de laquelle le transfert deviendrait possible. Dans notre cas, ces ouvertures font partie intégrante du cloisonnement et ne sont pas équipées de portes. Par conséquent, le passage de l'air est autorisé 24 h/24, sans seuil sur la différence de température. Le débit d'air nominal est calculé pour chaque section de passage avec une vitesse de déplacement de l'air constante de 0,1 m.s⁻¹.

2.5.4.3 Ventilation naturelle

Pour chaque zone, une synthèse des états d'ouverture de fenêtres mesurés (0 si fermée, 1 si ouverte) est effectué. On obtient ainsi pour chaque zone un planning annuel dont les valeurs sont comprises entre 0 et le nombre de fenêtres total, représentant le nombre de fenêtres ouvertes à chaque instant. La valeur de ce planning est ensuite multipliée par un taux de renouvellement d'air constant de 0,5 vol.h⁻¹ pour obtenir le renouvellement d'air dû aux ouvertures de fenêtres zone par zone. Cette valeur a été obtenue grâce à la corrélation suivante (Eq.2.10), permettant de calculer le débit d'air en [m³.s⁻¹] généré par convection naturelle (tirage thermique) par une ouverture en façade dans le cas d'une ventilation naturelle non-traversante [146] :

$$Q_{ouv} = \frac{1}{3} A_{ouv} C_d \sqrt{\frac{\Delta T g H_{ouv}}{\bar{T}}} \quad (\text{Eq.2.10})$$

Avec :

- A_{ouv} la surface de l'ouverture en $[m^2]$;
- Cd le coefficient de décharge ;
- ΔT la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur du bâtiment en $[^{\circ}C]$;
- g l'accélération de la pesanteur en $[m.s^{-2}]$;
- H_{ouv} la hauteur de l'ouverture en $[m]$;
- \bar{T} la moyenne entre les températures intérieure et extérieure en $[K]$.

Une autre corrélation permet de calculer le débit par ventilation naturelle généré par l'action du vent. L'objectif étant d'obtenir un taux de renouvellement d'air moyen, cet effet a été négligé pour ne considérer que l'effet du tirage thermique.

Les fenêtres installées dans les bureaux s'ouvrent uniquement en oscillo-battant. Dans ce cas la surface de l'ouverture A_{ouv} peut être déterminée selon l'équation (Eq.2.11) [147] :

$$A_{ouv} = H_{ouv}(H_{ouv}\sin\beta\cos\beta + L_{ouv} - L_{ouv}\cos\beta) \quad (\text{Eq.2.11})$$

Avec :

- β l'angle d'ouverture de la fenêtre en $[\text{rad}]$;
- L_{ouv} la largeur de l'ouverture en $[m]$.

Les différences de température constatées lors d'ouvertures ont été analysées sur une année de monitoring pour un bureau par étage, excepté le 7^{ème} étage occupé par des salles de réunion dont l'occupation est partielle, limitant le nombre d'ouvertures de fenêtres. Les répartitions en densité de probabilité sont visibles sur la Figure 2-13. On constate une dispersion allant de $-9^{\circ}C$ à $+19^{\circ}C$ de différence de température entre l'intérieur et l'extérieur, ainsi qu'une bonne homogénéité des résultats. Les résultats sont par ailleurs centrés autour de valeurs relativement faibles, entre $2^{\circ}C$ et $5^{\circ}C$. Les valeurs moyennes sont visibles dans le Tableau 2-11.

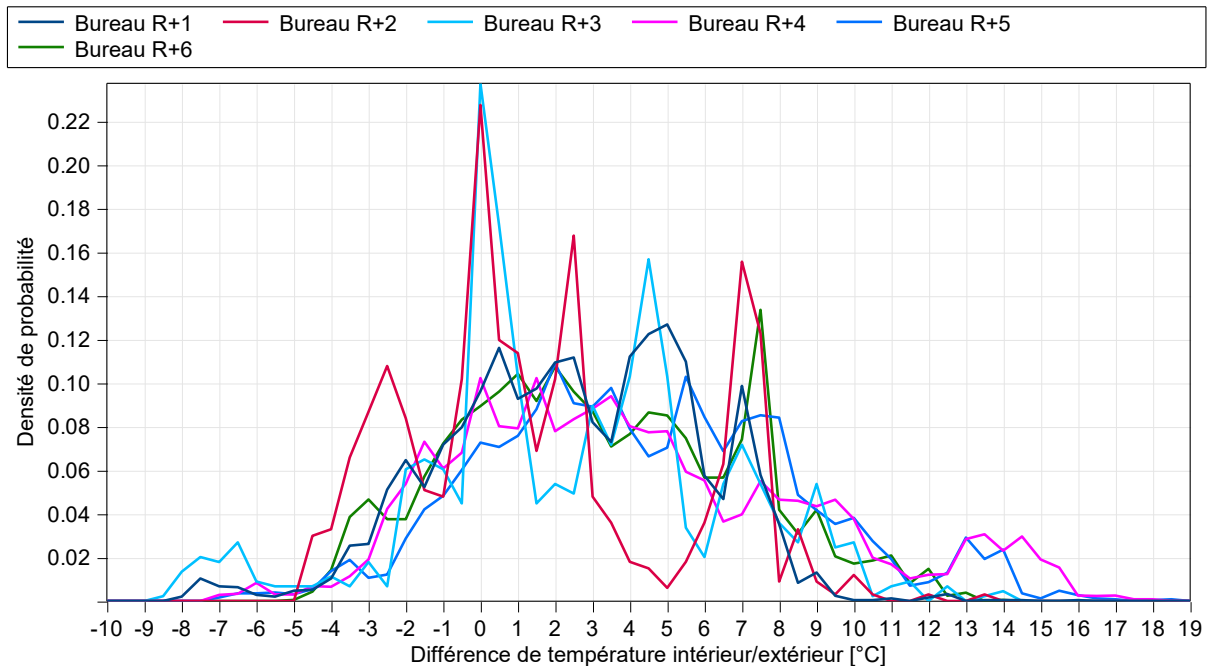


Figure 2-13 : Répartition en densité de probabilité de la différence de température intérieur/extérieur lors d'ouvertures de fenêtres.

	ΔT moyen [°C]	T_{ext} moyenne [°C]
Bureau R+1	2,7	22,2
Bureau R+2	1,9	24,2
Bureau R+3	2,7	23,5
Bureau R+4	4,4	20,7
Bureau R+5	4,6	20,9
Bureau R+6	3,5	21,5
Moyenne	3,3	22,1

Tableau 2-11 : Différence de température entre l'intérieur et l'extérieur et température extérieure moyenne lors d'ouvertures de fenêtres par demi-plateau.

Les répartitions en densité de probabilité pour la température extérieure lors d'ouvertures de fenêtres sont visibles sur la Figure 2-14. On constate une bonne homogénéité dans les comportements au sein du bâtiment. Les températures extérieures moyennes se situent entre 20 °C et 24 °C, avec une moyenne globale de 22,1 °C.

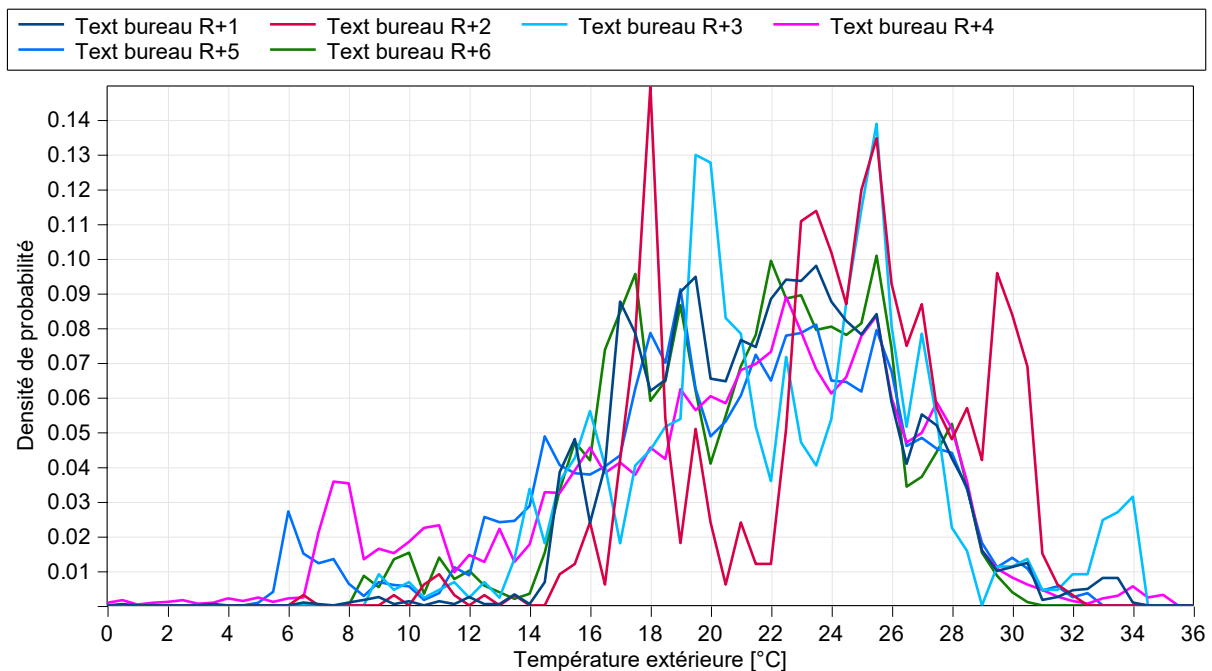


Figure 2-14 : Répartition en densité de probabilité de la température extérieure lors d'ouvertures de fenêtres.

Le coefficient de décharge Cd dépend des caractéristiques géométriques de l'ouverture et des caractéristiques du flux d'air la traversant. La littérature fait état de coefficients de décharge allant de 0,15 à 0,6 pour des ouvertures en ventilation non traversante [148]. Ces valeurs étant données pour des ouvertures totalement ouvertes facilitant le passage du flux d'air, nous avons choisi une valeur de 0,25, légèrement en dessous de la moyenne. En effet, nous supposons qu'à section de passage égale, une ouverture de type oscillo-battant génère une perte de charge plus importante qu'une ouverture classique.

Les fenêtres installées dans les bureaux sont identiques et mesurent 1,25 m de largeur par 1,9 m de hauteur. Ces dernières disposent d'un angle d'ouverture très faible, de l'ordre de 3°. Suivant les hypothèses précédemment énoncées et résumées dans le Tableau 2-12, le débit d'air calculé selon l'équation (Eq.2.10) est de 1,64 m³.s⁻¹ si l'ensemble des 270 fenêtres du bâtiment sont ouvertes, correspondant à une surface d'ouverture cumulée de 51,4 m². Etant donné un volume total de 11 582 m³, cela correspond à un taux de renouvellement d'air moyen de 0,51 vol.h⁻¹ sur l'ensemble du bâtiment.

Caractéristique	Valeur
Largeur ouverture [m]	1,25
Hauteur ouverture [m]	1,9
Angle oscillo-battant [°]	3
Surface d'ouverture unitaire [m ²]	0,192
ΔT moyen [°C]	3,47
Température extérieure moyenne [°C]	21,66
Coefficient de décharge	0,25
Surface d'ouverture totale bâtiment [m ²]	51,82
Débit d'air total bâtiment [m ³ .s ⁻¹]	1,64
Volume total bâtiment [m ³]	11 582
Taux de renouvellement d'air [vol.h⁻¹]	0,51

Tableau 2-12 : Hypothèses et résultats du calcul du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre

2.5.4.4 Infiltrations

Les infiltrations ont été modélisées via l'objet *ZoneInfiltration:DesignFlowRate*. Celui-ci permet de calculer un débit d'infiltration en [vol.h⁻¹] en fonction des températures extérieure et intérieure et de la vitesse de vent selon l'équation (Eq.2.12) :

$$Q_{fuite} = I_{design}[C_1 + C_2|T_{zone} - T_{ext}| + C_3V_{vent} + C_4V_{vent}^2] \quad (\text{Eq.2.12})$$

Avec :

- I_{design} une constante pouvant être définie comme le débit d'infiltration lorsque :
 $[C_1 + C_2|T_{zone} - T_{ext}| + C_3V_{vent} + C_4V_{vent}^2] = 1$
- T_{zone} la température d'air de la zone considérée [°C] ;
- T_{ext} la température d'air extérieure [°C] ;
- V_{vent} la vitesse de vent [m.s⁻¹].

Le débit de fuite d'un bâtiment, c'est-à-dire par les entrées d'air parasites, ou non-contrôlées, peut également être exprimé selon l'équation (Eq.2.13) :

$$Q_{fuite} = C_{env} \times \Delta P^\alpha \quad (\text{Eq.2.13})$$

Avec :

- ΔP la différence de pression entre l'intérieur et l'extérieur du bâtiment [Pa].

Les constantes C_{env} et α caractérisent la perméabilité à l'air du bâtiment. Celles-ci sont déterminées grâce au test en fin de travaux permettant de caractériser l'étanchéité à l'air du bâtiment et de localiser les fuites sur le bâti. Ce test est aujourd'hui obligatoire pour les logements mais reste facultatif pour le tertiaire de bureau. De par son caractère réglementaire, la méthode est encadrée par les normes européenne et française (NF EN ISO 9972 et FD P50-784). Lors de ce test, toutes les entrées et sorties d'air contrôlées sont condamnées, et le bâtiment est mis en pression ou en dépression grâce à un ou plusieurs ventilateurs. Le débit de fuite, qui correspond alors au débit extrait, est mesuré pour N niveaux de ΔP . Les couples débit/ ΔP peuvent alors être représentés comme sur la Figure 2-15. Les constantes C_{env} et α sont ensuite déterminées comme suit :

L'équation (Eq.2.13) s'écrit également selon l'équation (Eq.2.14) :

$$\log(Q_{fuite}) = \log(C_{env}) + \alpha \log(\Delta P) \quad (\text{Eq.2.14})$$

Avec $x_i = \log(\Delta P_i)$ et $y_i = \log(Q_{fuite_i})$ pour $i = 1 \dots N$, on obtient l'équation (Eq.2.15) :

$$y = \log(C_{env}) + \alpha x \quad (\text{Eq.2.15})$$

On obtient ainsi une équation de type $y = ax + b$ dont les coefficients peuvent être déterminés par la méthode des moindres carrés. Une fois les valeurs des deux coefficients déterminées, la perméabilité à l'air du bâtiment est caractérisée et il est alors possible de calculer le débit d'infiltration pour n'importe quelle différence de pression.

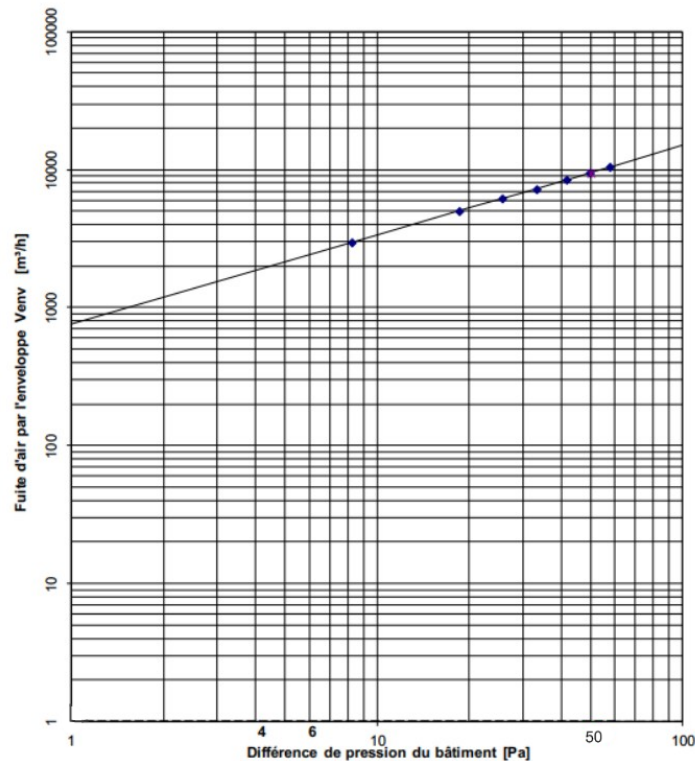


Figure 2-15 : Caractéristique « débit/ ΔP » des étages de bureaux du bâtiment Higashi.

Le différentiel de pression étant mesuré pour chaque demi-plateau, il est possible de calculer le débit de fuite tout au long de l'année selon l'équation (Eq.2.13). Connaissant également la température moyenne du demi-plateau, ainsi que la température extérieure et la vitesse de vent, la constante I_{design} et les coefficients A, B, C et D sont déterminés de manière à minimiser la somme annuelle de l'erreur quadratique entre le débit de fuite calculé selon (Eq.2.13) et le débit de fuite calculé selon (Eq.2.12) comme défini par l'équation (Eq.2.16) :

$$\min \sum_{t=1}^n \left(C_{env} \times \Delta P_t^\alpha - I_{design} [A + B |T_{zone_t} - T_{ext_t}| + C \times V_{vent_t} + D \times V_{vent_t}^2] \right)^2 \quad (\text{Eq.2.16})$$

Avec n le nombre de pas de temps.

On obtient ainsi la constante I_{design} ainsi que les coefficients A, B, C et D pour chaque demi-plateau, permettant de calculer, lors de la simulation via l'objet `ZoneInfiltration:DesignFlowRate`, le débit d'infiltration pour chaque demi-plateau. Le débit calculé au niveau du demi-plateau est ensuite réparti dans chacune des zones en fonction du type de surface déperditive vers l'extérieur, et des tendances constatées lors du test d'étanchéité sur l'emplacement des fuites. Par exemple, si 70 % des fuites du demi-plateau ont été observées au niveau des murs extérieurs, alors une zone totalisant 5 % des murs extérieurs se verra attribuer 3,5 % du débit d'infiltration total du demi-plateau, auquel il faudra ajouter les autres contributions suivant la même méthode (menuiseries, toiture, etc.). Cela permet d'affecter un débit d'infiltration zone par zone, en fonction des différents types de surface déperditive présents et des observations faites pendant le test. Une zone d'angle présentera donc plus d'infiltrations qu'une zone interne sans contacts avec l'extérieur qui n'en aura aucune.

2.5.5 Modélisation des apports internes

2.5.5.1 Occupation

Les capteurs d'occupation sont capables de mesurer le nombre de personnes présentes dans la zone. Cependant, cette information n'est pas mesurée pour des raisons de confidentialité et de respect de la vie privée. Par conséquent, seule l'information d'occupation de la zone (inoccupée ou occupée), nécessaire à la régulation des équipements, est enregistrée. Il n'est donc pas possible de connaître le nombre exact de personnes présentes dans chaque zone. Par conséquent, l'occupation est modélisée en multipliant le nombre d'occupants maximal théorique présent dans chaque zone (obtenu via les informations données par le locataire pour le dimensionnement de la ventilation) par un planning hebdomadaire (Figure 2-16) normalisé, commun à toutes les zones de bureaux, établi selon les habitudes observées (heures d'arrivée et de départ, pause déjeuner) grâce aux capteurs d'occupation.

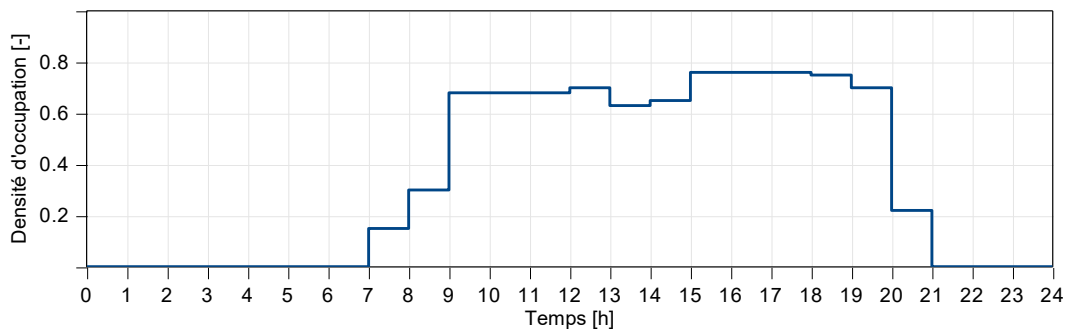


Figure 2-16 : Planning de densité d'occupation des bureaux d'Higashi les jours de semaine.

2.5.5.2 Eclairage, prises, et autres équipements électriques

Comme expliqué précédemment, les consommations électriques pour l'éclairage, les prises et autres (équipements de régulation) sont monitorées à l'échelle de chaque demi-plateau. Par conséquent, ces dernières ne sont pas disponibles pour chaque bureau. Un coefficient de pondération est attribué à chaque zone en fonction de sa surface par rapport à la surface totale du demi-plateau. La puissance mesurée au niveau du demi-plateau est ensuite multipliée par ce coefficient pour obtenir la puissance consommée zone par zone. On obtient ainsi un planning annuel par zone et par usage. La puissance émise dans chaque demi-plateau correspond donc bien à la puissance mesurée, seule la répartition dans chaque zone peut différer de la réalité.

2.5.6 Modélisation des protections solaires

La présence d'irradiation solaire directe sur chaque fenêtre est calculée par la simulation à chaque pas de temps, similairement au calcul fait en phase de conception (cf. § 2.3.2.4). Cette information est croisée avec la mesure de vitesse de vent (afin de prendre en compte la mise en sécurité des BSO par vent fort) et la mesure d'ensoleillement horizontal direct qui doit être supérieure à 150 W.m^{-2} en toiture pour déclencher une fermeture de BSO. On obtient ainsi pour chaque fenêtre un planning annuel d'ouverture de BSO très similaire au fonctionnement réel. Les prises de contrôle manuelles et les éventuels dysfonctionnements ne sont en revanche pas modélisés.

La position et l'angle de chaque BSO étant monitorés, il aurait été théoriquement possible de créer un planning par BSO, issu des valeurs mesurées, et donc tenant compte des prises de contrôle manuelles et des dysfonctionnements possibles. Il a cependant été constaté, en monitoring, que les occupants ne prennent que très rarement la main sur les BSO. De plus, en cas de prise de contrôle manuelle, le système repasse de lui-même en mode automatique deux fois par jour (cf. § 2.3.2.4). L'impact des prises de contrôle manuelles et des rares dysfonctionnements n'a pas été jugé comme étant suffisamment significatif pour justifier le travail supplémentaire nécessaire à la création d'un planning spécifique par BSO issu du monitoring.

2.6 Analyse des résultats de simulation

Le modèle est évalué sur la consommation d'énergie mensuelle globale dans un premier temps, reflétant sa performance statique. Pour cette première analyse, les critères considérés sont ceux recommandés par les différents organismes internationaux précédemment cités. S'en suit une analyse dynamique des puissances thermiques de chauffage et de rafraîchissement des circuits de plafonds rayonnants à l'échelle du bâtiment. L'analyse est menée sur une semaine d'hiver et une semaine d'été. La performance de la calibration est également analysée statistiquement sur les températures des 132 zones calibrées du bâtiment. Pour finir, une analyse dynamique de la température d'une zone particulière est également présentée sur les semaines utilisées pour l'analyse en puissance.

2.6.1 Analyse statique en consommation d'énergie

Dans cette première partie, les besoins énergétiques annuels simulés et mesurés, correspondant à l'énergie consommée par les CTA et les plafonds rayonnants, seront comparés en mode chaud et en mode froid. Les indicateurs statistiques NMBE et CvRMSE sont calculés et comparés aux valeurs recommandées pour une calibration mensuelle. Une comparaison des besoins énergétiques mensuels est également donnée.

Tel que représenté sur la Figure 2-17, la simulation tend à sous-estimer les besoins énergétiques aussi bien pour le chauffage que pour le rafraîchissement. La tendance annuelle s'observe également sur la Figure 2-18 de manière mensuelle, sauf pour les mois de mi-saison où la demande énergétique est extrêmement faible.

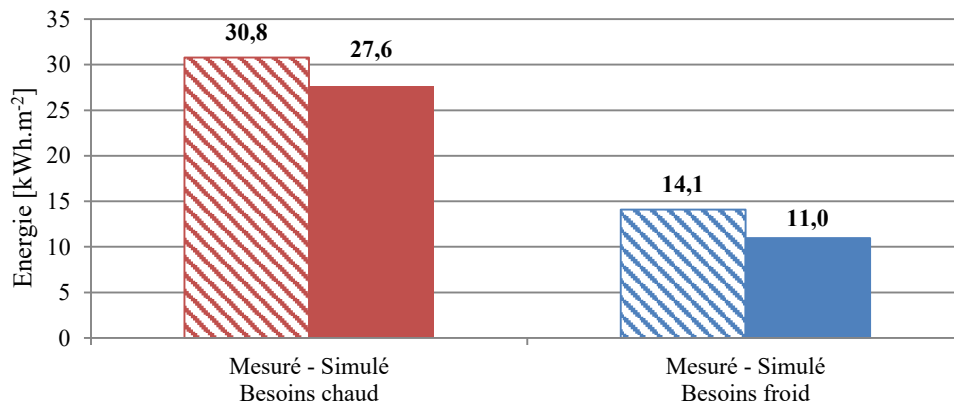


Figure 2-17 : Besoins de chaud et de froid annuels mesurés et simulés.

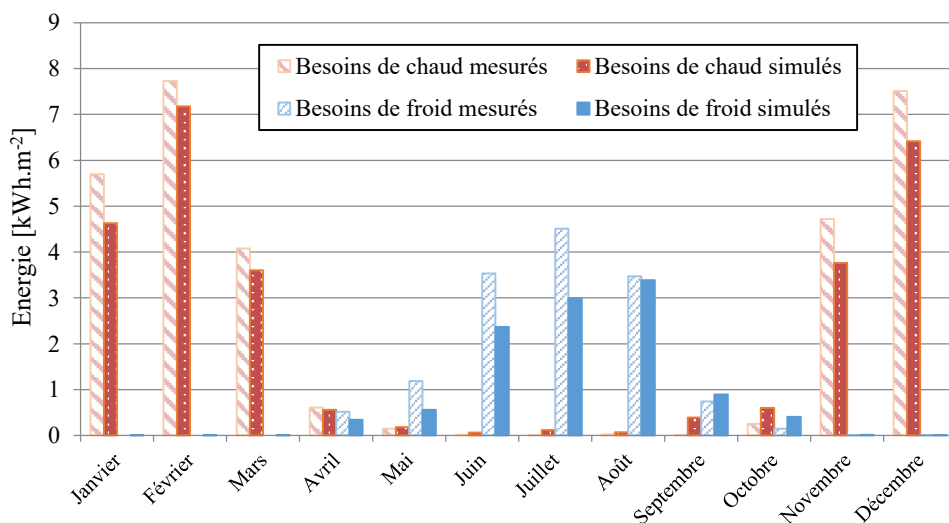


Figure 2-18 : Besoins de chaud et de froid mensuels mesurés et simulés.

Les indicateurs de performance ont été calculés sur une base mensuelle selon les recommandations mentionnées précédemment et sont comparés à leurs valeurs maximales sur la Figure 2-19. Selon l'IPMVP, le modèle du bâtiment Higashi peut être considéré comme étant calibré pour les besoins de chaud uniquement (NMBE inférieur à 20 %). Les indicateurs de performance recommandés par l'ASHRAE et la FEMP ne sont en revanche pas atteints, que ce soit pour les besoins de chauffage ou pour les besoins de rafraîchissement.

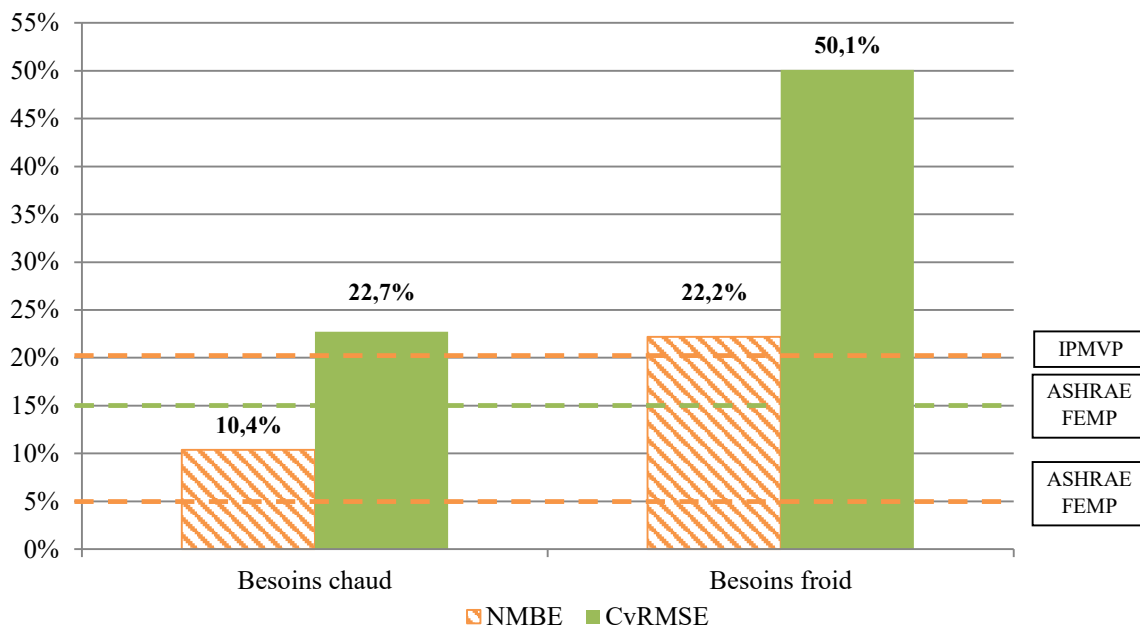


Figure 2-19 : Indicateurs de performance de la calibration en chaud et en froid.

À ce stade, l'utilisateur passe habituellement par un processus de « *tuning* ». En effet, dans la plupart des cas, les informations disponibles sur le bâtiment sont limitées, contraignant l'utilisateur à mener un processus de calibration de niveau 1 ou 2 [134]. L'idée principale est de modifier les entrées de la simulation pour que les sorties correspondent à la mesure, c'est-à-dire à la consommation d'énergie annuelle ou mensuelle dans la plupart des cas. Ici, la quantité de données disponibles nous permet d'effectuer une analyse dynamique plus détaillée afin de comprendre les causes de ces écarts.

2.6.2 Analyse dynamique des puissances appelées

Dans cette section, les profils de puissance de chauffage et de rafraîchissement mesurés et simulés sont comparés sur une semaine en chauffage et une semaine en rafraîchissement.

2.6.2.1 Chauffage

La Figure 2-20 montre l'évolution mesurée (courbe noire) et simulée (courbe en pointillés rouges) de la puissance thermique du circuit de chauffage alimentant la totalité des plafonds rayonnants du bâtiment Higashi sur une semaine du mois de février. Les profils journaliers sont clairement identifiables, de 6 h à 20 h, correspondant aux heures où le point de consigne de chauffage passe de l'état inoccupé à l'état de veille, et inversement. Le chauffage commence plus tôt en début de semaine (le dimanche à 18 h) pour assurer une température acceptable le lundi matin après un week-end sans chauffage, ce qui peut être observé sur les profils de puissance. Les pointes de puissance vers 2 h du matin (flèches vertes sur la Figure 2-20) correspondent à la ronde du gardien de nuit au cours de laquelle il active successivement les capteurs d'occupation des bureaux, activant ainsi brièvement le chauffage. Les puissances de chauffage simulées et mesurées sont globalement bien corrélées, quelques écarts peuvent cependant être observés :

- La puissance de chauffage totale simulée est calculée en additionnant les puissances des plafonds rayonnants de chaque zone du bâtiment. La valeur mesurée est calculée en additionnant les puissances des 14 demi-plateaux mesurées par les compteurs d'énergie thermique placés à chaque piquage sur le circuit principal, à l'entrée de chaque demi-plateau. Cela signifie que les pertes de chaleur le long des canalisations cheminant dans chaque demi-plateau pour alimenter les bureaux individuellement ne sont pas prises en compte dans la simulation, ce qui se traduit par une puissance de chauffage légèrement sous-estimée en simulation.
- La température de départ du circuit des plafonds rayonnants est augmentée de 7 °C de 6 h à 9 h chaque matin en semaine afin de disposer d'une puissance de chauffage accrue pour satisfaire la demande lors de la mise en chauffe du bâtiment chaque matin. Cette hausse de la loi d'eau n'est pas prise en compte dans la simulation, ce qui entraîne des écarts importants, encadrés en noir sur la Figure 2-20.
- Les V2V pilotant les plafonds rayonnants ne sont pas simulés, leur temps d'ouverture d'approximativement 5 minutes n'est donc pas représenté dans le modèle. De plus, l'inertie thermique des canalisations et des plafonds rayonnants n'est pas non plus simulée. Par conséquent, le temps et la puissance nécessaires pour réchauffer les tuyaux et les plafonds rayonnants ne sont pas pris en compte. Ces deux simplifications conduisent à une situation où la puissance de chauffage est instantanément disponible et directement émise dans la zone en simulation, ce qui n'est évidemment pas vrai dans la réalité. Cela peut être constaté sur le profil de puissance au moment des forts appels des matins de semaine (encadrés en pointillés rouges). Cette différence est couplée à la hausse de loi d'eau les mardis, mercredis, jeudis et vendredis. Cependant, comme expliqué précédemment, le chauffage commence plus tôt en début de semaine. Par conséquent, les deux phénomènes sont dissociés le lundi.

Ces différences tendent à minimiser la consommation d'énergie, ce qui est cohérent avec les observations faites précédemment sur une base annuelle et mensuelle.

2.6.2.2 *Rafraîchissement*

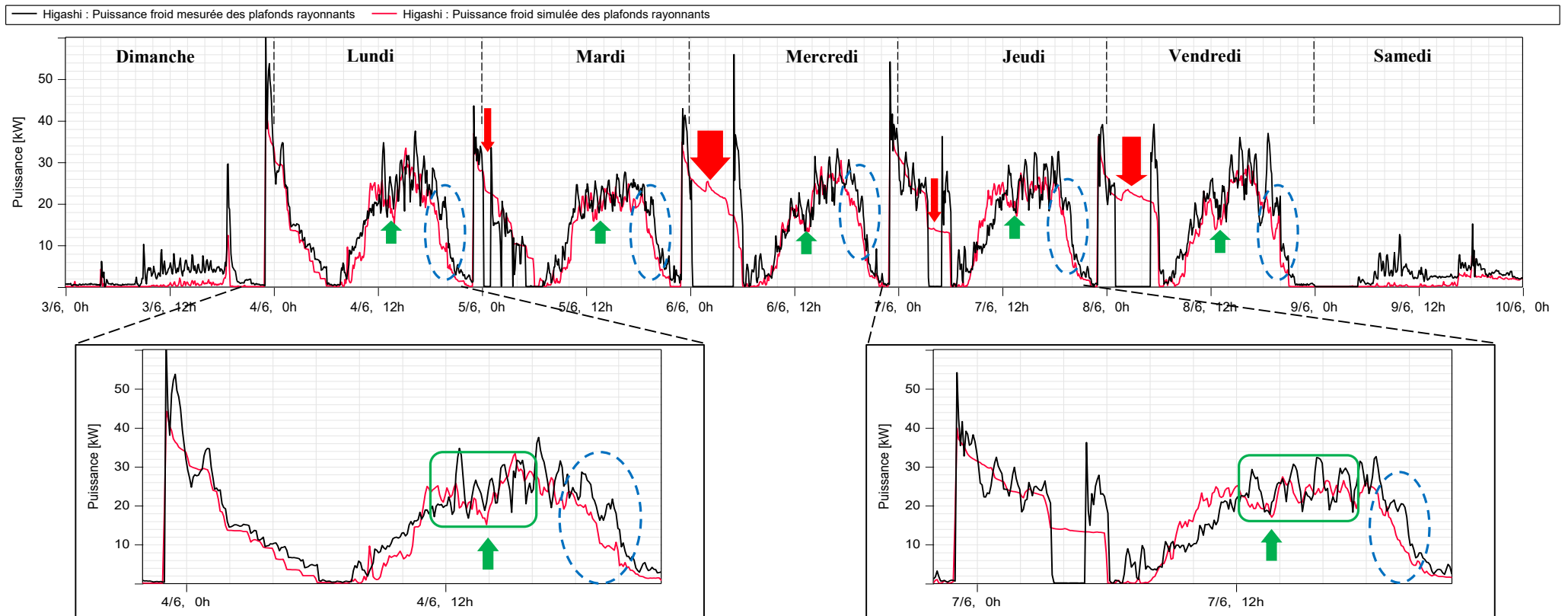
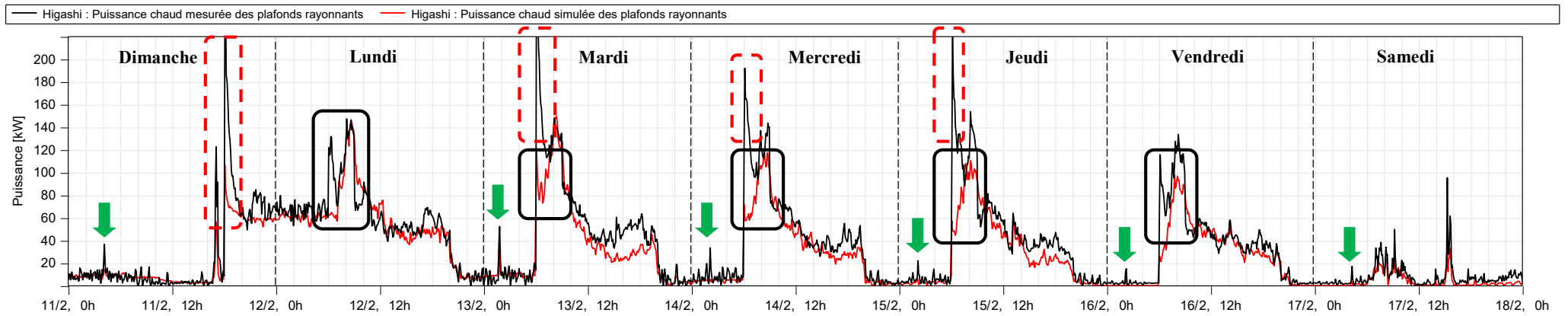
La Figure 2-21 montre l'évolution mesurée (courbe noire) et simulée (courbe pointillée rouge) de la puissance thermique du circuit de rafraîchissement alimentant la totalité des plafonds rayonnants du bâtiment Higashi sur une semaine du mois de juin. Des profils journaliers composés de deux sous profils nocturne et diurne peuvent être observés. Les profils nocturnes correspondent à un mode de rafraîchissement spécifique où la consigne de température est abaissée à 23 °C dans les zones, induisant un changement brusque du régime de puissance. En effet, la consigne de température de rafraîchissement est programmée pour descendre à 23 °C entre 23 h et 6 h du matin (flèches rouges sur la Figure 2-21) si la température de la zone est supérieure à 25 °C (hystérésis de 0,5 °C) et si la nuit précède un jour de semaine. Ce mode de rafraîchissement nocturne permet de profiter de la baisse de température extérieure et de l'absence d'apports internes pour abaisser la température des zones pendant la nuit en prévision de la journée à venir. Les puissances de rafraîchissement simulées et mesurées sont correctement corrélées, cependant plusieurs écarts peuvent être observés :

- La puissance mesurée est nulle pendant la nuit (flèches rouges sur la Figure 2-21). En mode de rafraîchissement nocturne, la puissance peut être fournie soit par le groupe froid à sustentation magnétique soit en utilisant, via un échangeur auxiliaire, la tour de refroidissement adiabatique habituellement connectée au condenseur du groupe froid. Après une analyse plus approfondie des données de monitoring, il a été constaté que le rafraîchissement adiabatique ne fonctionne pas correctement sur ce bâtiment, expliquant le fait que la puissance soit nulle. Ce dysfonctionnement n'est évidemment pas représenté dans la simulation dans laquelle le rafraîchissement nocturne est censé fonctionner correctement. Cependant, le mode de rafraîchissement nocturne fonctionne

correctement lorsque le rafraîchissement adiabatique n'est pas sollicité, comme on peut le voir le lundi. Sur ces périodes, la simulation et la mesure sont corrélées.

- Un retard au moment de la baisse de puissance de fin de journée peut être constaté entre les puissances simulée et mesurée (entouré en pointillés bleus sur la Figure 2-21). Cela peut être dû à une hypothèse erronée concernant la densité d'occupation paramétrée en fin de journée. Une analyse a été menée sur la base des capteurs d'occupation, montrant que les occupants semblent quitter leur bureau plus tard que prévu. Cela implique des apports internes produits plus tard dans la journée en réalité que dans la simulation, et donc une sous-estimation de la puissance de rafraîchissement simulée pendant cette période.
- Une légère baisse de la puissance simulée peut être observée vers 13 h (flèches vertes sur la Figure 2-21). Cela correspond à la baisse d'occupation, et donc d'apports internes, pendant la pause déjeuner. Cependant, ce phénomène n'est pas clairement observé en réalité. Les occupants semblent quitter leur bureau pour leur pause déjeuner plus rarement que prévu, générant ainsi plus de gains internes dans la réalité que dans la simulation, ce qui conduit à une sous-estimation de la puissance simulée pendant cette période.
- La vanne trois voies (V3V) contrôlant la température de départ du réseau hydraulique des plafonds rayonnants n'est pas simulée. Par conséquent, les oscillations périodiques observées sur la puissance mesurée pendant toute la semaine (deux exemples encadrés en vert sur la Figure 2-21) ne sont pas visibles sur la puissance simulée.
- Similairement à ce qui est observé en mode chauffage, l'influence du temps d'ouverture des V2V ainsi que de l'inertie thermique des canalisations et des plafonds rayonnants est également visible lors des pics de puissance qui accompagnent le démarrage du mode rafraîchissement nocturne.

Les écarts ci-dessus confirment la tendance à la sous-estimation observée dans les données de consommations annuelle et mensuelle d'énergie. Les écarts constatés sur les Figure 2-17 et Figure 2-18 sur le calcul des besoins d'énergie annuels et mensuels ont été en grande partie expliqués au cours de l'analyse dynamique des puissances. Nous verrons dans la partie suivante portant sur l'analyse des températures des zones que certains des phénomènes mentionnés ci-dessus sont aussi la cause d'écarts constatés entre mesure et simulation sur les profils de températures.



2.6.3 Analyse statistique des températures de zones

2.6.3.1 Analyse à l'échelle du bâtiment

Une analyse statistique a été effectuée à l'échelle du bâtiment. Les résultats obtenus sur les indicateurs de performances recommandés sont visibles dans le Tableau 2-13. Au total, 63 % des points sont disponibles parmi les 132 zones calibrées du bâtiment. Les 37 % non disponibles sont dus à des périodes sur lesquelles la qualité de la donnée mesurée n'est pas satisfaisante du fait de dysfonctionnements des appareils de mesure. Des valeurs de 0,037 % et 0,394 % ont été respectivement trouvées pour le NMBE et le CvRMSE. Ces résultats sont difficilement interprétables car ils ont été obtenus en utilisant des températures en Kelvin, ce qui donne des valeurs extrêmement basses. Cela questionne l'intérêt d'utiliser le NMBE et le CvRMSE, et par extension tout indicateur de performance relatif, lorsque que l'on travaille avec des unités relatives comme le degré Celsius. Dans ce cas, plutôt que d'utiliser une unité absolue (ici le degré Kelvin), il peut être plus judicieux de continuer à utiliser l'unité relative et de calculer une erreur absolue.

	Données disponibles [%]	NMBE [%]	CvRMSE [%]
Bâtiment Higashi	63,0	0,037	0,394
Bureau H2N.9	71,6	0,007	0,151

Tableau 2-13 : Indicateurs statistiques sur les températures simulées et mesurés.

L'erreur entre la mesure et la simulation est représentée en densité de probabilité sur la Figure 2-22 où 90 % des points sont situés entre -1,72 °C et 2,02 °C d'erreur et 50 % entre -0,41 °C et 0,84 °C. Notons que l'utilisation de l'erreur absolue est beaucoup plus adaptée à l'interprétation des données de température. La Figure 2-23 représente le nuage de points des couples température simulée/température mesurée, représenté en densité relative. Plusieurs observations générales peuvent être faites concernant la répartition des points :

- En mode chauffage (en rouge sur la Figure 2-23), la majorité des points sont centrés autour de la courbe $y = x$ et sont compris entre -1 °C et +1 °C d'erreur. Cela signifie que la température des zones est correctement simulée en mode chauffage.
- Un décalage vers la droite est observé en mode rafraîchissement (ligne pointillés bleus sur la Figure 2-23), ce qui signifie que la simulation a tendance à sous-estimer les températures des zones.

Des diagrammes en boîtes ont été générés pour chaque zone et sont représentés sur la Figure 2-24. Celle-ci est représentée sur deux lignes pour une meilleure lisibilité. La valeur médiane est représentée par la ligne centrale de la boîte, 50 % des données sont contenues dans la boîte et 90 % se trouvent entre les moustaches inférieure et supérieure. Par souci de clarté, les 10 % des points restant situés à l'extérieur des moustaches ne sont pas représentés. Les boîtes sont organisées par ordre croissant en fonction de la RMSE calculée pour chaque zone, et leur largeur dépend du nombre de points de mesure disponibles pour la comparaison avec la simulation. Ainsi, 60 % des zones ont au moins 90 % de leurs points situés entre -2 °C et +2 °C. La plupart des autres zones présentent encore des résultats satisfaisants avec des valeurs d'erreur très proches de cet intervalle. Cependant, quelques zones présentent des erreurs importantes principalement en raison d'utilisations spécifiques (zones de déjeuner, salles de réunion, salles de repos, coiffeur, service de photocopie) qui ne sont pas prises en compte dans la simulation. En effet, comme mentionné précédemment, il n'y a pas de compteur d'énergie électrique au niveau des zones. Par conséquent, l'approche utilisée consistant à affecter à chaque zone une part de la puissance totale mesurée au niveau du demi-plateau en fonction de la surface de la zone n'est pas adaptée. Les apports internes ne sont donc pas correctement pris en compte. Une analyse plus approfondie, y compris des audits sur place, serait essentielle pour dresser un inventaire détaillé des équipements électriques utilisés afin de calibrer correctement ces zones.

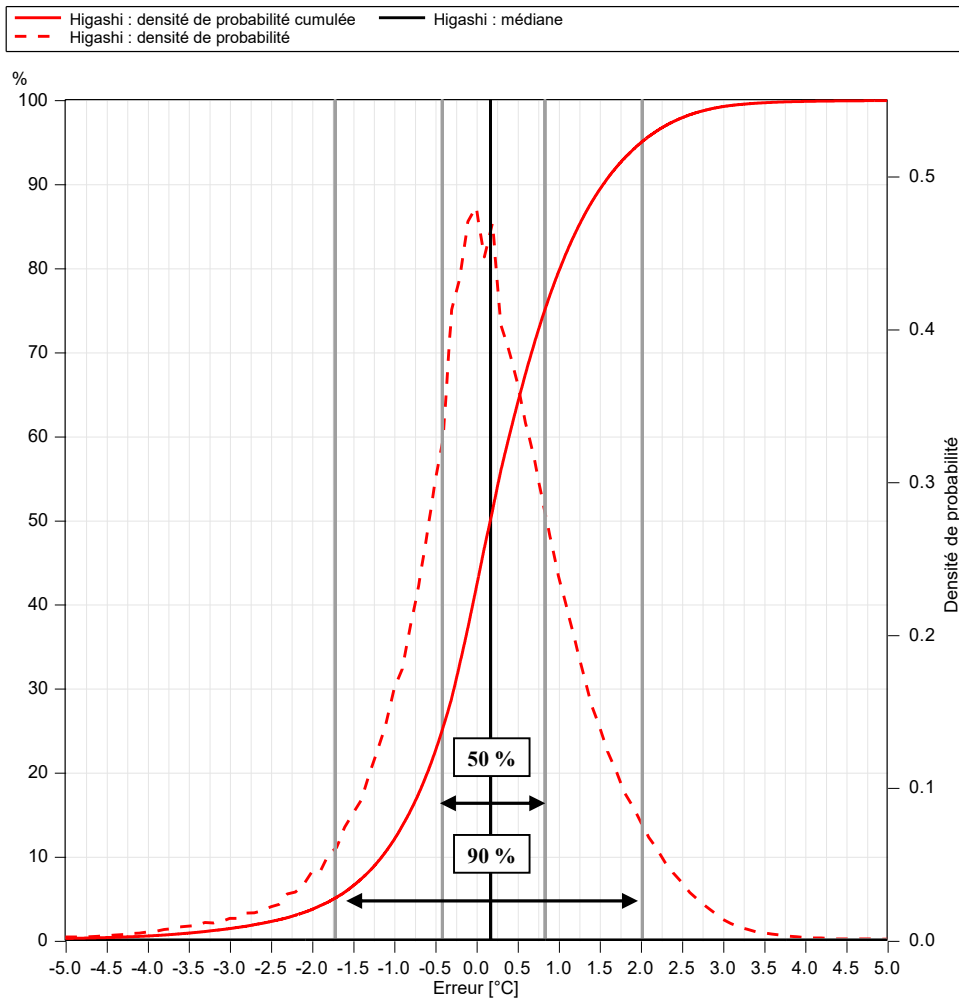


Figure 2-22 : Densité de probabilité répartie et cumulée.

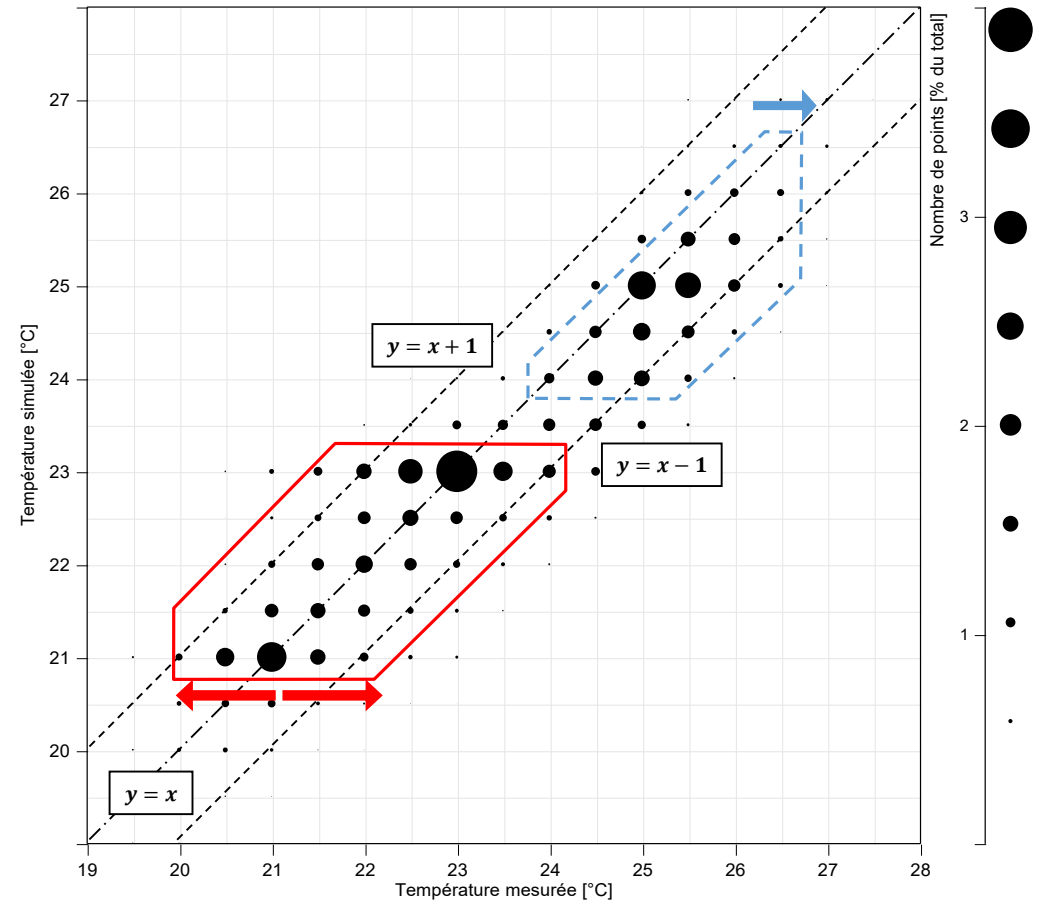
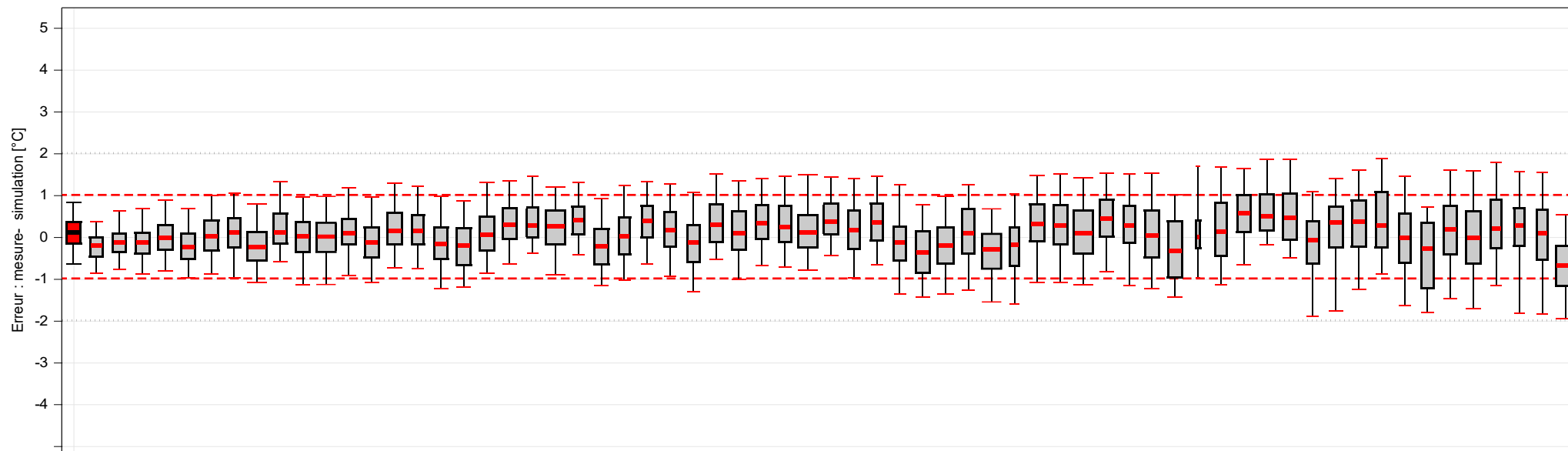


Figure 2-23 : Température simulée en fonction de la température mesurée – concentration de points.



Office H2N.9

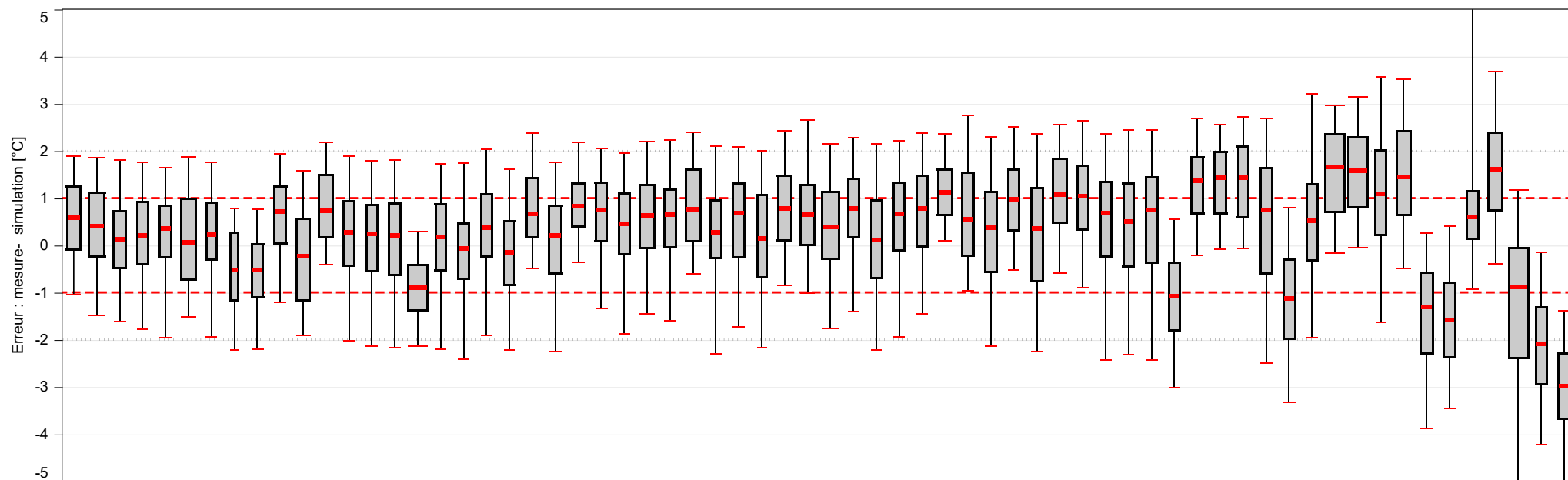


Figure 2-24 : Diagramme en boîtes sur les erreurs en température des zones du bâtiment Higashi.

2.6.3.2 Analyse à l'échelle d'une zone

Une analyse statistique a également été réalisée à l'échelle d'une zone, le bureau H2N.9 (entouré sur la Figure 2-11), dans la limite des mesures de température disponibles. Les résultats sont présentés dans le Tableau 2-13. Après identification et suppression des données non fiables, 71,6 % de l'année est disponible pour la comparaison avec les données simulées. Le NMBE et le CvRMSE sont respectivement de 0,007 % et 0,151 %. Les mêmes observations que précédemment peuvent être faites concernant l'utilisation de ces indicateurs. L'erreur entre la mesure et la simulation est représentée en densité de probabilité sur la Figure 2-25 où 100 % des points se situent entre -1,5 °C et 1,5 °C et 90 % sont situés entre -0,65 °C et 0,82 °C. Le diagramme en boîte de cette zone est visible sur la Figure 2-24. La Figure 2-26 représente le nuage de points des couples température simulée/température mesurée, représenté en densité relative. Plusieurs observations peuvent être faites concernant la répartition des points de données :

- Différents groupes de points peuvent être identifiés en fonction de la température. En mode chaud, les points sont concentrés autour des consignes de chauffage en mode veille et en mode occupation, à environ 21 °C et 23 °C respectivement (en rouge sur la Figure 2-26). En mode froid, les points sont concentrés autour de la température de consigne de rafraîchissement en mode occupation, à environ 25 °C (en pointillés bleus sur la Figure 2-26).
- La simulation donne de bons résultats concernant les points se situant autour de la température de consigne en mode veille, à 21 °C.
- Une très bonne corrélation est observée en mode chaud à 23 °C. Les légers décalages correspondent à l'oscillation de température mesurée autour de la valeur de consigne du fait de la régulation opérée par la V2V visible sur la Figure 2-27.
- Un décalage horizontal vers la droite est observé en mode froid à 25 °C. Cela signifie que la température de consigne est difficile à atteindre dans la réalité, comme observé sur la Figure 2-28. Les puissances installées de rafraîchissement ont été dimensionnées pour une consigne de 28 °C. Cependant, la consigne a été modifiée à 25 °C en phase de fonctionnement pour répondre aux demandes des occupants concernant le confort d'été. Par conséquent, en cas de besoins importants de rafraîchissement, la puissance installée peut parfois être insuffisante pour atteindre la température de consigne.

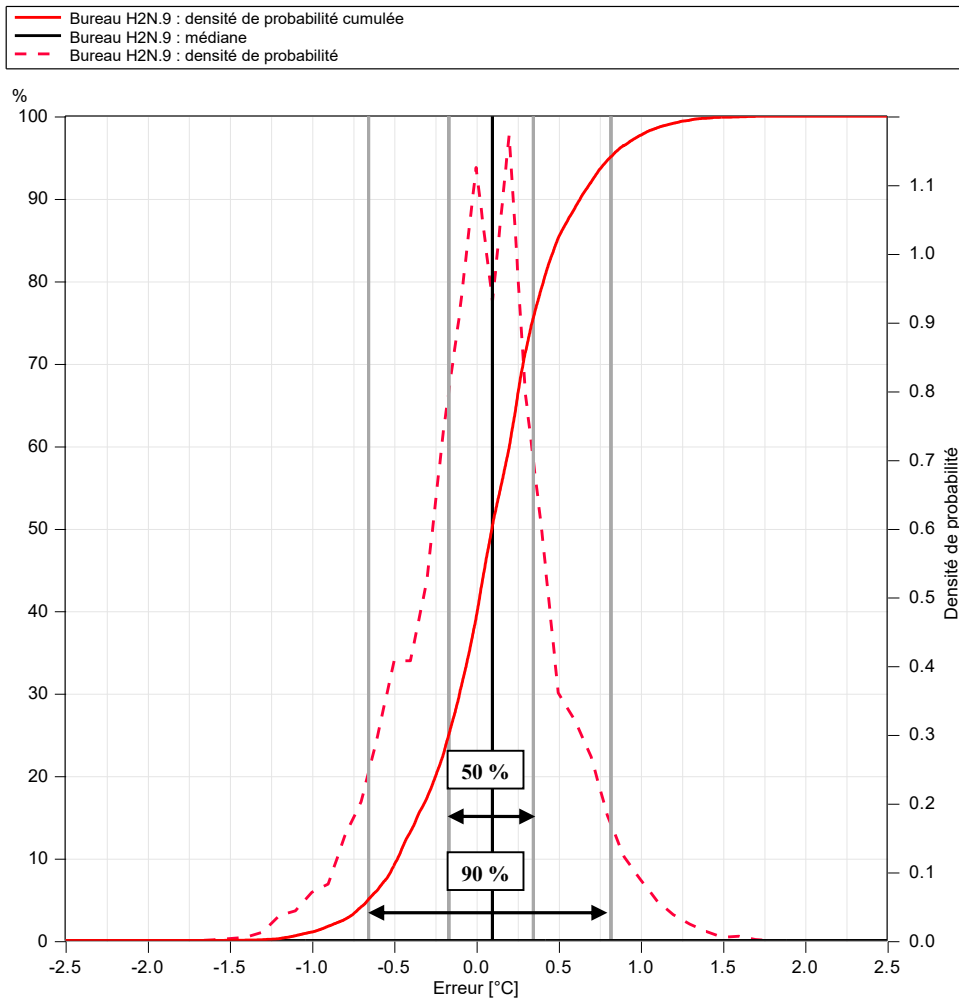


Figure 2-25 : Densité de probabilité répartie et cumulée.

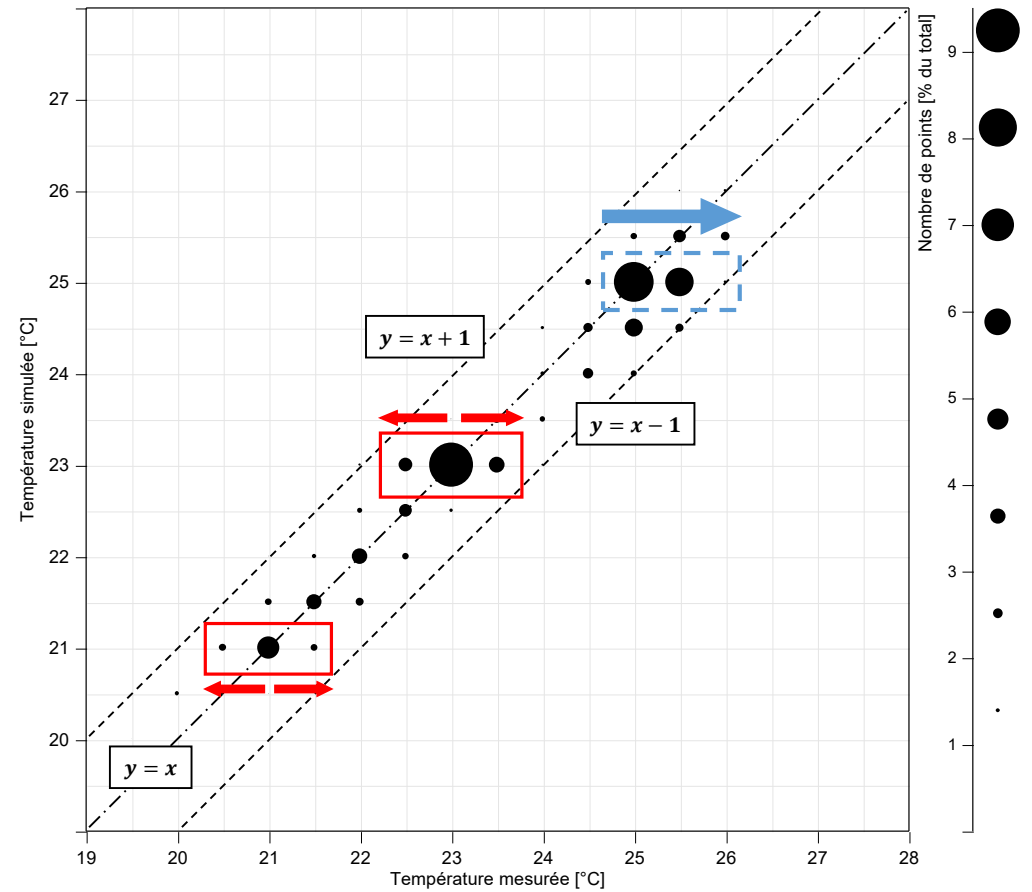


Figure 2-26 : Température simulée en fonction de la température mesurée – concentration de points.

2.6.4 Analyse dynamique des températures de zones

Dans cette section, les profils de température dynamiques mesurés et simulés du bureau H2N.9, (entouré sur la Figure 2-11), sont comparés sur les mêmes semaines que celles utilisées pour l'analyse de la puissance. La Figure 2-27 montre l'évolution de la température mesurée (en noir), simulée (en pointillés rouges) et de consigne (en gris) en mode chauffage sur une semaine de février. Les trois niveaux de consigne de chauffage, inoccupé, veille et occupé à 18 °C, 21 °C et 23 °C respectivement, ainsi que le démarrage anticipé du chauffage le dimanche sont visibles. Les températures simulées et mesurées sont étroitement corrélées et les phénomènes dynamiques quotidiens sont correctement représentés dans la simulation. Cependant, plusieurs différences peuvent malgré tout être identifiées :

- L'élévation de la température pendant les phases de chauffage le matin est plus rapide dans la simulation. Cela peut s'expliquer par la V2V ainsi que l'inertie des canalisations et des plafonds rayonnants qui ne sont pas simulés. En simulation, la puissance est donc émise instantanément.
- La chute de température pendant la nuit peut être plus rapide dans la simulation. Cela peut également s'expliquer par l'inertie des canalisations et des plafonds rayonnants. En réalité, lorsque le chauffage s'arrête, l'énergie stockée à l'intérieur des canalisations et des plafonds rayonnants est libérée dans la zone, ce qui a tendance à ralentir la chute de température dans la zone.
- Les oscillations autour de la température de consigne ne sont pas observées dans la simulation en raison de la V2V du plafond rayonnant qui n'est pas modélisée.

Une analyse similaire est menée en mode rafraîchissement sur la Figure 2-28. Les températures simulées et mesurées sont correctement corrélées, avec des écarts pouvant atteindre 0,8 °C au maximum. Les consignes de veille et d'occupation peuvent être identifiées autour de 27 °C et 25 °C respectivement. Les températures en journée sont sous estimées en simulation. Cela peut s'expliquer par des apports internes plus élevés en réalité, des BSO forcés manuellement ouverts ou bloqués en position haute suite à une panne, ou encore une densité d'occupation plus élevée que le planning normalisé. En effet, comme indiqué dans [149] au moyen d'une analyse de sensibilité, ces grandeurs ont un impact non négligeable sur la consommation d'énergie du bâtiment pour le refroidissement. Par ailleurs, la baisse de température qui suit un passage en mode de rafraîchissement nocturne (flèches noires sur la Figure 2-28) semble légèrement surestimée en simulation. Par conséquent, les températures nocturnes restent éloignées des températures mesurées. Cela peut difficilement s'expliquer par l'inertie des canalisations et des plafonds rayonnants, car le mode de rafraîchissement nocturne démarre quelques heures seulement après l'arrêt du rafraîchissement diurne, ce qui leur laisse peu de temps pour se réchauffer.

Les valeurs absolues des puissances mises en jeu sont beaucoup moins importantes en été (environ 3 fois plus faibles qu'en hiver). Cela signifie que le bâtiment est beaucoup plus sensible à toute perturbation interne ou externe, comme une variation d'apports internes ou d'irradiation solaire par exemple. Les besoins énergétiques, et par conséquent, la température des zones, ont donc tendance à être plus difficiles à prévoir précisément en mode rafraîchissement qu'en mode chauffage.

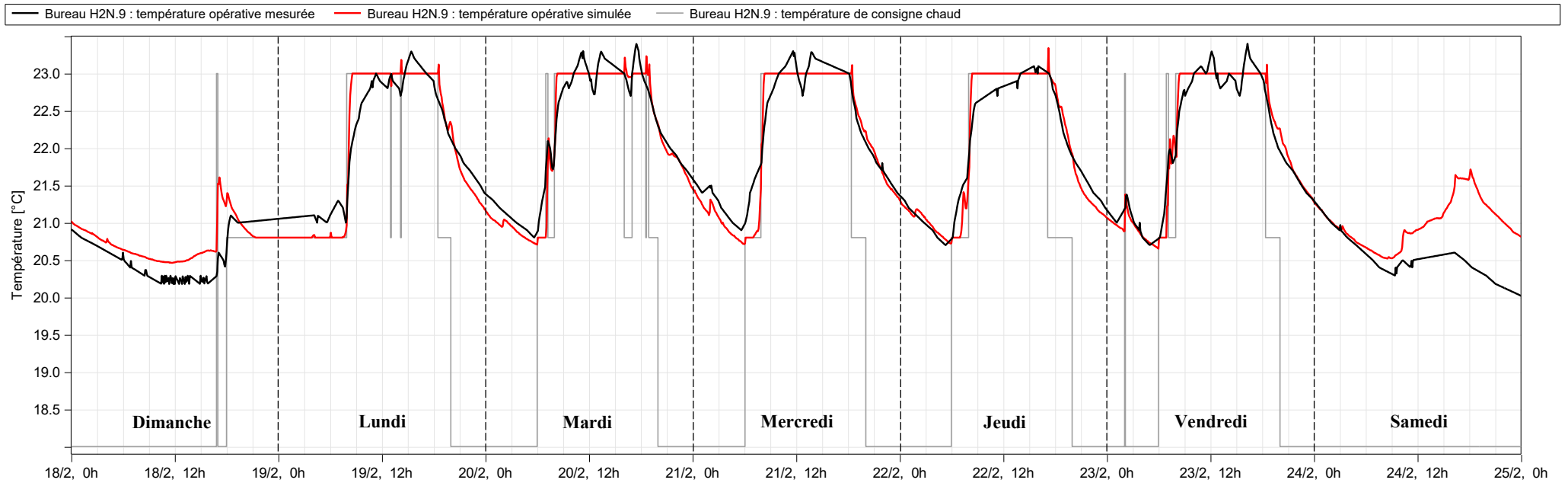


Figure 2-27 : Evolution de la température opérative mesurée et simulée sur une semaine du mois de février pour le bureau H2N.9.

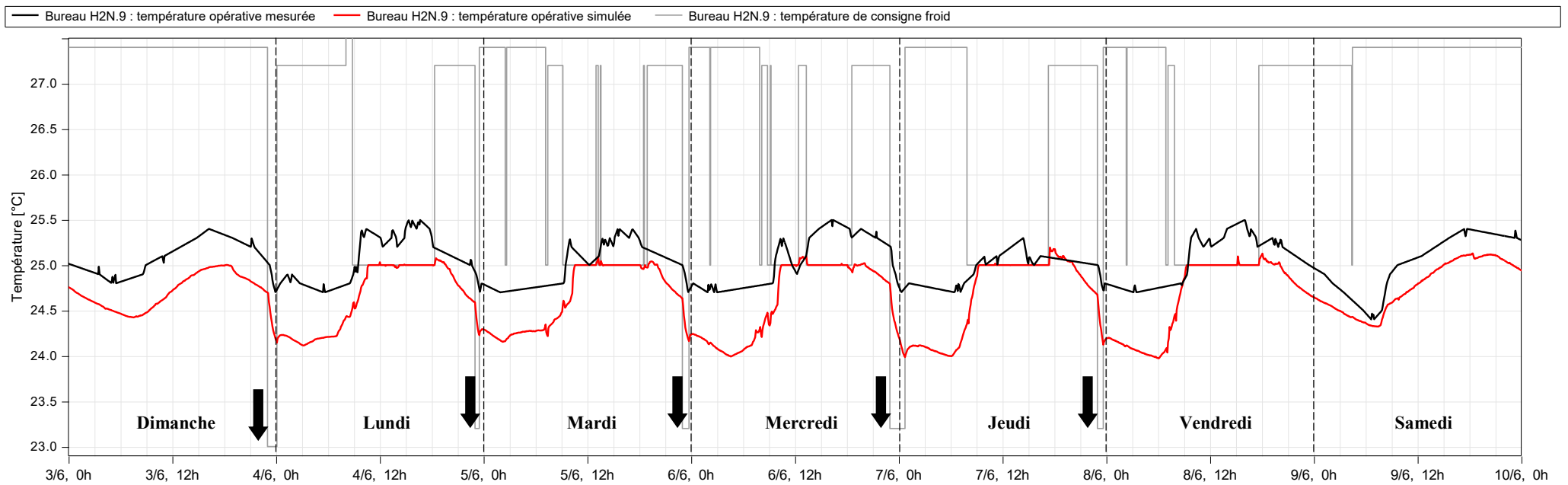


Figure 2-28 : Evolution de la température opérative simulée et mesurée sur une semaine du mois de juin pour le bureau H2N.9.

2.7 Discussion sur les résultats de calibration

Les besoins en chauffage et en refroidissement ont été calculés sur une base annuelle et mensuelle afin d'évaluer les performances de la calibration en fonction des indicateurs statistiques recommandés par trois organismes internationaux. Comme le montre la Figure 2-19, les valeurs de NMBE et de CvRMSE sont trop élevées pour que le modèle soit considéré comme calibré. Les paramètres d'entrée identifiés dans la littérature comme ayant une influence significative ont été déterminés sur la base de mesures et/ou de données de construction vérifiées par un processus de *commissioning*. Par conséquent, le modèle étant déjà très contraint compte tenu du nombre important d'entrées connues, la marge disponible pour la calibration reste réduite. Cependant, quelques paramètres d'entrée importants restent partiellement connus et pourraient être ajustés au cours de travaux ultérieurs en poursuivant le processus de calibration vers l'étape de « *tuning* » :

- L'occupation des zones est calculée en couplant le nombre théorique d'occupants avec un planning hebdomadaire de densité d'occupation. Le fait de connaître le nombre exact d'occupants, à chaque instant et pour chaque bureau, permettrait d'ajuster les apports internes en simulation et améliorerait probablement les résultats. Il était d'ailleurs prévu en phase de conception que les capteurs d'occupation soient capables de mesurer le nombre de personnes. Cependant, cette fonctionnalité a été abandonnée pour des raisons de respect de la vie privée. De ce fait, le nombre exact d'occupants présents dans chaque zone à chaque instant reste inconnu.
- Les apports internes générés par les équipements électriques ne sont pas connus au niveau de la zone. Par conséquent, ils sont déterminés en fonction de la puissance électrique mesurée au niveau du demi-plateau et de la surface de la zone (cf. § 2.5.5.2). Pour les immeubles de bureaux dont l'utilisation est similaire d'une zone à l'autre, cette hypothèse reste acceptable. En revanche, les résultats de simulation des quelques zones dont l'utilisation diffère de l'utilisation principale seraient certainement améliorés si les apports internes étaient connus spécifiquement tout au long de la simulation. Cela nécessite cependant l'installation de compteurs d'énergie électrique à demeure dans chaque zone, complexifiant l'installation de monitoring. Une solution moins invasive telle qu'une campagne de mesures de quelques semaines permettrait de mieux connaître les profils de consommation électrique de ces zones particulières. Leur utilisation restant a priori assez similaire d'un mois sur l'autre, les résultats pourraient être extrapolés sur l'année complète.
- Comme précisé dans la section 2.5.3, la température est contrôlée sur une température opérative, calculée avec une part radiative égale à 0,2. Une part radiative plus élevée aurait tendance à amortir les variations de température opérative. Etant donnée son influence sur la dynamique des températures de zones, cette hypothèse pourrait faire l'objet d'une calibration plus poussée. Cependant, les sondes de température utilisées pour la régulation sont placées dans des boîtiers portatifs que l'utilisateur peut déplacer comme bon lui semble. La température radiative que mesure la sonde étant dépendante des facteurs de formes et des températures radiatives des parois avec lesquelles le boîtier peut échanger par rayonnement, cette dernière est par conséquent fortement dépendante de la géométrie au moment de la mesure. Celle-ci est elle-même dépendante de la position du boîtier dans la zone, susceptible de changer régulièrement. Si l'hypothèse selon laquelle la position du boîtier resterait invariante au cours du temps est acceptable pour une zone donnée, celle-ci semble difficilement formulable à l'échelle du bâtiment. Par conséquent, la calibration devrait obligatoirement être faite zone par zone et ne pourrait pas être basée sur des mesures additionnelles *in-situ*. Celle-ci relèverait donc totalement d'un processus de « *tuning* », difficilement maîtrisable étant donné la présence d'autres paramètres de premier ordre influençant également la dynamique des températures tels que l'inertie des émetteurs.

Parmi les paramètres d'entrée particulièrement influents identifiés dans la littérature, trois paramètres (occupation, apports internes d'origine électrique, part radiative utilisée pour le calcul de la température opérative) ont été identifiés comme pouvant faire l'objet d'un processus de calibration afin d'améliorer les performances du modèle. Par conséquent, poursuivre le processus de calibration sur d'autres paramètres que ceux précédemment cités ne semble pas judicieux, puisque trois paramètres de premier ordre doivent d'abord être ajustés.

En outre, comme indiqué dans les sections précédentes, la majorité des écarts sont dus non pas à des hypothèses erronées ou incomplètes, mais à la non-modélisation de plusieurs phénomènes physiques liés aux systèmes de production, de distribution, et de régulation (inertie thermique des plafonds rayonnants et des canalisations, temps d'ouverture des V2V, action de la V3V sur la conduite de distribution principale, variation de la température d'entrée de l'eau, dysfonctionnement du mode de rafraîchissement nocturne). Par conséquent, la modélisation des systèmes de production et de distribution d'énergie pourrait réellement améliorer la précision de la simulation et ainsi contribuer à satisfaire aux indicateurs de calibration. Sur la base de la calibration effectuée, plusieurs observations peuvent être faites :

- L'évaluation de la performance d'une calibration ne doit pas être basée uniquement sur des indicateurs statistiques mais doit être complétée par une analyse dynamique rendant possible une interprétation physique des résultats permettant de guider la prise de décision pendant le processus de calibration.
- Une telle analyse ne peut être possible qu'avec une connaissance précise des caractéristiques du bâtiment et de son fonctionnement ainsi qu'avec des données de monitoring détaillées permettant de prendre en compte les phénomènes transitoires. Étant donné les différents phénomènes impliqués dans le comportement d'un bâtiment, des données mesurées à un pas de temps horaire semblent être un minimum pour pouvoir mener un processus de calibration basé sur l'analyse physique. Par ailleurs, un pas de temps de l'ordre de la minute semble particulièrement bien adapté pour capturer la dynamique des systèmes.
- Étant donné la propriété d'équifinalité d'un modèle de STD, considérer un seul critère de calibration peut être dangereux. En effet, la consommation d'énergie peut correspondre précisément aux données mesurées sans pour autant que d'autres variables comme les températures des zones soient cohérentes. Par conséquent, l'évaluation de la performance de la calibration doit idéalement être effectuée sur plusieurs variables représentant différents aspects de la dynamique du bâtiment, telles que la puissance de chauffage ou de refroidissement, la température ou l'humidité.
- Les indicateurs de performance recommandés par les organismes internationaux ne sont pas bien adaptés pour une utilisation sur des températures. Il est préférable d'utiliser des indicateurs basés sur l'erreur absolue, ces derniers étant plus faciles à comprendre et à interpréter.

Ces observations sont basées sur cette étude de cas particulière mais sont similaires à celles formulées dans [17]. Elles ne sont évidemment pas pertinentes dans le cas de calibrations effectuées avec une quantité de données et d'informations sur le bâtiment limitée (niveaux de calibration 1 et 2 selon [11]). La création de méthodes standardisées reste une tâche difficile étant donné la diversité de modèles de STD utilisés ainsi que l'hétérogénéité des bâtiments, de leur niveau de monitoring et par conséquent des données disponibles pour la calibration. La tendance actuelle allant vers une instrumentation accrue des bâtiments, les professionnels du bâtiment bénéficieraient grandement d'autres travaux de calibration similaires. Ceux-ci permettraient en effet d'appuyer ces observations afin de faire évoluer les recommandations des organismes concernés vers des méthodes et des critères plus appropriés.

2.8 Conclusion du chapitre

L'objectif de ce chapitre est de décrire le processus de calibration manuel mené sur le modèle d'un immeuble de bureaux de 5 434 m². Le modèle ainsi obtenu permet d'évaluer la pertinence d'applications mettant en œuvre des réseaux de neurones. Pour ce faire, les bases théoriques permettant de définir la notion de modèle et d'expliquer les différentes sources d'incertitudes à l'origine des écarts souvent constatés entre mesure et simulation ont été énoncées. Les méthodes et critères encadrant les processus de calibration visant à réduire ces écarts ont ensuite été abordés. Dans une seconde partie, le bâtiment Higashi faisant l'objet du processus de calibration a été présenté. Après une présentation des caractéristiques générales du bâtiment, une explication détaillée des différents équipements techniques en place a été fournie. L'instrumentation installée à partir de laquelle les données permettant la calibration ont été obtenues a également été présentée. Après une explication de la méthode de calibration choisie, le modèle de STD a été détaillé à travers l'explication des différents choix de modélisation et de la manière dont les données d'entrées ont été remplacées par les données issues du monitoring. Pour finir, les résultats de la calibration ont été analysés et ont permis d'énoncer certaines observations concernant les méthodes actuellement décrites et recommandées par certains organismes internationaux [138–140].

La calibration a été faite sur les résultats de simulation menée sur une année au pas de temps de cinq minutes. Grâce à une instrumentation extrêmement complète et un accès illimité aux données de construction, la majorité des paramètres d'entrée étaient connus, permettant ainsi une calibration de niveau 5 [11]. Ainsi, une approche conservatrice a été choisie, similaire à celle décrit dans [136] et appliqué dans [142], permettant de garder un contrôle total sur le processus de calibration. Aucun paramètre n'a été « *tuné* », l'approche consistant simplement à fournir au modèle autant de données connues (mesurées ou issues de documents techniques) que possible afin de contraindre ce dernier au maximum et de limiter ainsi le nombre d'inconnues.

Les premiers résultats, malgré un modèle alimenté principalement par des données mesurées, n'ont pas été satisfaisants si l'on considère les indicateurs de performance (NMBE et CvRMSE) recommandés. Au lieu de poursuivre vers l'étape classique de « *tuning* », le choix a été fait de se concentrer sur l'explication des écarts constatés mensuellement en s'appuyant sur les données de monitoring. Une analyse dynamique des puissances de chauffage et de refroidissement a donc été menée, permettant d'expliquer en grande partie ces écarts. Cette dernière a été suivie d'une analyse statistique des températures de 132 zones du bâtiment. Les résultats ont montré une très bonne corrélation entre les valeurs de température mesurées et simulées, avec 90 % des points présentant une erreur comprise entre -1,72 °C et 2,02 °C. S'en est suivie l'analyse détaillée d'une zone, d'abord statique puis dynamique, montrant également de très bons résultats.

Finalement, alors que le modèle ne pouvait pas être considéré comme calibré en considérant les indicateurs classiques, ce dernier a montré des performances très satisfaisantes en considérant d'autres grandeurs telles que les puissances de chauffage et de refroidissement ainsi que les températures de zones. Les principales divergences ont pu être expliquées physiquement et sont le résultat de la non-modélisation de plusieurs phénomènes physiques, systèmes et stratégies de contrôle. En conséquence, les performances du modèle ne pouvaient guère être améliorées via un processus de calibration classique consistant à agir sur les données d'entrée existantes, pour la plupart déjà connues.

Les résultats de calibration étant satisfaisants, notamment concernant la représentation des phénomènes dynamiques à l'échelle d'une zone, le modèle peut être utilisé comme terrain d'expérimentation et d'évaluations d'applications mettant en œuvre des réseaux de neurones. De cette manière, les résultats obtenus seront considérés comme représentatifs et proches de ceux obtenus par des tests sur bâtiment réel. Par ailleurs, le modèle sera utilisé pour générer des données d'apprentissage, permettant ainsi de s'affranchir de plusieurs contraintes détaillées au chapitre suivant.

CHAPITRE 3

MISE EN ŒUVRE D'UN CONTROLLEUR PREDICTIF BASE SUR L'UTILISATION DE RESEAUX DE NEURONES

Ce chapitre d'application porte sur la mise en œuvre et l'évaluation des performances d'un contrôleur prédictif ayant pour particularité d'utiliser un réseau de neurones dans son modèle interne. Après avoir donné en introduction les bases théoriques concernant le principe de fonctionnement du contrôle prédictif, les caractéristiques du contrôleur ainsi que les différents choix techniques relatifs à son développement sont présentés. Nous nous attardons ensuite sur le processus de développement du réseau de neurones utilisé à travers une description détaillée de la méthode d'entraînement. Pour finir, le contrôleur prédictif est comparé en simulation sur modèle calibré et selon divers cas de figures à deux contrôleurs de référence suivant plusieurs indicateurs de performance permettant d'évaluer notamment la consommation d'énergie, le suivi de consigne et le confort thermique. Nous concluons finalement en discutant de l'intérêt du contrôle prédictif au regard de solutions classiques mais correctement mises en œuvre.

3.1 INTRODUCTION	98
3.1.1 <i>Le contrôle en température dans le bâtiment et ses limites</i>	98
3.1.1.1 Préambule	98
3.1.1.2 Illustration par un cas d'étude	100
3.1.2 <i>Le contrôle prédictif</i>	102
3.1.2.1 Histoire	102
3.1.2.2 Principe de fonctionnement	102
3.1.2.3 Application au contrôle en température	105
3.1.3 <i>Objectifs et déroulement du chapitre</i>	107
3.2 MISE EN ŒUVRE D'UN CONTROLEUR PREDICTIF	108
3.2.1 <i>Démarche</i>	108
3.2.2 <i>Structure du contrôleur</i>	111
3.2.2.1 Formulation du problème de commande optimale	111
3.2.2.2 Modèle interne	113
3.2.2.3 Perturbations	117
3.2.2.4 Paramètres du contrôleur	118
3.3 DEVELOPPEMENT DU RESEAU DE NEURONES COMME ELEMENT DU MODELE INTERNE	120
3.3.1 <i>Choix du réseau de neurones et de ses paramètres</i>	120
3.3.2 <i>Génération des données d'apprentissage</i>	123
3.3.2.1 Utilisation de données simulées	123
3.3.2.2 Jeu d'entraînement	124
3.3.2.3 Jeu de validation	129
3.3.2.4 Jeu de test	131
3.3.3 <i>Optimisation de la structure du réseau de neurones</i>	133
3.3.4 <i>Choix du critère de sélection</i>	136
3.3.5 <i>Résultats de l'optimisation et performance des réseaux de neurones</i>	137
3.3.5.1 Résultats détaillés pour une zone particulière	137
3.3.5.2 Résumé des résultats obtenus après la procédure d'optimisation	141
3.4 EVALUATION DES PERFORMANCES DU CONTROLE PREDICTIF EN CONDITIONS IDEALES	142
3.4.1 <i>Contrôleurs de référence</i>	142
3.4.1.1 Préambule	142
3.4.1.2 Contrôleur TOR	143
3.4.1.3 Contrôleur PID	144
3.4.2 <i>Critères d'évaluation de la performance</i>	145
3.4.3 <i>Hypothèses de simulation</i>	146
3.4.3.1 Données météorologiques	147
3.4.3.2 Modélisation du chauffage	147
3.4.3.3 Modélisation des échanges d'air	147
3.4.3.4 Modélisation des apports internes	149
3.4.3.5 Modélisation des protections solaires	149
3.4.4 <i>Application au modèle calibré et analyse des résultats</i>	149
3.4.4.1 Analyse des indicateurs statistiques	150
3.4.4.2 Comparaison des comportements dynamiques des contrôleurs	156
3.4.4.3 Conclusions	158
3.5 EVALUATION DES PERFORMANCES DU CONTROLE PREDICTIF EN CONDITIONS REALISTES	159
3.5.1 <i>Prise en compte du comportement réel des zones adjacentes</i>	159
3.5.2 <i>Impact d'une perturbation non prévisible</i>	161
3.6 CAS D'UN EMETTEUR INERTIEL	164
3.6.1 <i>Présentation de la démarche</i>	164
3.6.2 <i>Description de l'émetteur</i>	165
3.6.3 <i>Analyse des résultats</i>	167
3.6.3.1 Performance du réseau de neurones	167
3.6.3.2 Analyse des indicateurs statistiques	169
3.6.3.3 Comparaison des comportements dynamiques des contrôleurs	171
3.6.3.4 Conclusions	173
3.7 CONCLUSION DU CHAPITRE	174

3.1 Introduction

3.1.1 Le contrôle en température dans le bâtiment et ses limites

3.1.1.1 Préambule

Le contrôle des systèmes, ou régulation, peut être défini comme étant l'action de pilotage de certains signaux (de sortie) par action sur d'autres signaux (d'entrée) de manière à satisfaire des objectifs en présence de perturbations et de contraintes sur les variables opérationnelles. Historiquement, dans le domaine de l'énergie du bâtiment, le contrôle des systèmes CVC ne constitue pas des cas complexes de contrôle commandé du point de vue de l'automatisme. Par conséquent, les lois de commande utilisées traditionnellement restent relativement simples. Le contrôle des systèmes énergétiques est donc généralement basé sur un ensemble de règles conditionnelles (*rule based control*) du type :

si *condition* alors *action*

Ces règles peuvent par exemple permettre de définir un mode de fonctionnement ou de fixer des consignes à suivre. Ces informations sont ensuite transmises à des contrôleurs fonctionnant localement parmi lesquels on trouve :

- Les contrôleurs de type tout-ou-rien (TOR) : ils représentent le type de commande le plus simple, puisque celle-ci est binaire, marche ou arrêt, en fonction de l'erreur à la consigne, positive ou négative. Afin d'éviter un comportement fortement oscillatoire autour de la consigne qui aurait pour conséquence de trop solliciter et donc de fatiguer les équipements outre mesure, ces régulateurs sont implémentés avec une hystérésis. Par exemple, dans le cas d'un thermostat contrôlant un système de chauffage pour maintenir une température de 20 °C, si l'on choisit une hystérésis de 0,2 °C, la consigne sera de 19,8 °C pour l'allumage, et de 20,2 °C pour l'arrêt.
- Les contrôleurs à action proportionnelle (P), proportionnelle-intégrale (PI), ou proportionnelle intégrale dérivée (PID) : la commande d'un régulateur PID, telle que définie par l'équation (Eq.3.1), combine une action proportionnelle jouant sur la rapidité de la réponse, une action intégrale réduisant l'erreur statique et une action dérivée améliorant la stabilité du contrôleur. Contrairement à la commande TOR, la commande peut ici prendre une infinité de valeurs en fonction de l'écart à la consigne.

$$u(t) = K_p Er(t) + K_i \int_0^t Er(t) dt + K_d \frac{d}{dt} Er(t) \quad (\text{Eq.3.1})$$

Avec :

- $u(t)$ la commande ;
- K_p le gain de l'action proportionnelle ;
- K_i le gain de l'action intégrale ;
- K_d le gain de l'action dérivée ;
- $Er(t)$ l'erreur entre la consigne et la variable contrôlée.

Un bon réglage des paramètres K_p , K_i et K_d est primordial afin d'obtenir une régulation satisfaisante. Il existe différentes méthodes de réglage permettant de fixer les valeurs des gains (Ziegler-Nichols, Nyquist, Broïda, etc.). Cela peut également être fait manuellement suivant un processus empirique. Dans le cas de systèmes dont les caractéristiques dynamiques varient dans le temps, il peut être intéressant d'utiliser des régulateurs PID auto-adaptatifs. Le réglage des paramètres est alors effectué en continu durant le fonctionnement de manière à s'adapter automatiquement et en permanence au système à réguler. Des explications plus complètes sur le fonctionnement de ces régulateurs ainsi que sur les différentes méthodes de réglage peuvent être trouvées dans [150]. Notons que ces régulateurs ne

permettent de tenir compte que d'une seule contrainte, à savoir le suivi de consigne. L'intégration dans les bâtiments modernes d'une variété de systèmes complexes pour la production et la distribution d'énergie, couplée à la présence de diverses contraintes parfois contradictoires (minimisation de la consommation d'énergie, garantie du confort thermique, maximisation de la revente d'énergie, minimisation du contenu carbone de l'énergie, etc.), complexifie grandement le contrôle des équipements.

Dans le cas du contrôle de la température ambiante, la majorité des organes de régulation utilisés sont des vannes thermostatiques installées directement sur des radiateurs muraux [151]. Celles-ci exploitent les propriétés thermosensibles d'un matériau afin de mettre en mouvement un élément mécanique régulant le débit entrant dans l'émetteur. La régulation est donc faite en fonction de la température au niveau du matériau thermosensible et s'apparente à une régulation de type proportionnelle. La régulation de type TOR, associée à une hystérésis, est également souvent utilisée pour le contrôle en température, notamment par les thermostats d'ambiance. Les régulateurs de type PI, ou PID, peuvent également être utilisés pour le contrôle direct des émetteurs de chaleur. Ils sont par ailleurs utilisés régulièrement pour le contrôle des systèmes de production et de distribution. Ces régulateurs agissant en réaction aux perturbations, ils induisent donc obligatoirement une période durant laquelle le suivi de consigne n'est pas garanti. Cette situation est illustrée en bleu par le cas n°1 sur la Figure 3-1 dans le cas d'un changement de consigne sur la régulation d'une température ambiante.

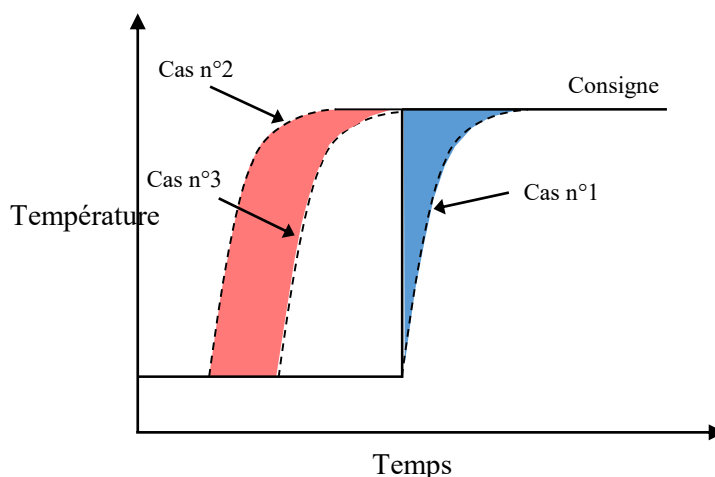


Figure 3-1 : Scénarios de montées en température suite à un changement de consigne.
Cas n°1 : sans anticipation ; Cas n°2 : anticipation surestimée ; Cas n°3 : anticipation idéale.

Dans le cas de la régulation de systèmes fortement réactifs (chauffage sur l'air dans un bâtiment peu inertiel par exemple), cette période peut rester relativement courte, de l'ordre de quelques dizaines de minutes, et il est possible de s'en accommoder. Cela peut en revanche devenir problématique dans le cas de systèmes fortement capacitifs (plancher chauffant dans un bâtiment inertiel par exemple) où la période d'inconfort, pouvant atteindre plusieurs heures, devient non négligeable et donc plus difficilement acceptable pour les occupants. En plus de leurs limitations intrinsèques, des études ont montré que ces systèmes de régulation pourtant simples, mais demandant une gestion par l'occupant, tels que les vannes thermostatiques et les thermostats d'ambiance, massivement utilisées dans le secteur résidentiel, sont généralement très mal gérés car mal compris [11,13,151].

Dans le secteur du bâtiment résidentiel, une stratégie consistant en la mise place d'un « réduit nocturne », pendant lequel la température de consigne est abaissée la nuit afin de générer des économies d'énergie, est parfois adoptée à l'aide d'un thermostat d'ambiance pilotant les terminaux. Pour des bâtiments tertiaires, une méthode similaire est utilisée en période d'inoccupation, typiquement la nuit et le weekend. Dans les deux cas, les heures de changement de consigne sont programmées à l'avance dans le régulateur. La détermination des heures de changement de consigne constitue un point délicat, l'enjeu

étant d'être capable d'assurer le confort thermique en période d'occupation, tout en réduisant la consommation d'énergie. Afin de limiter l'inconfort suivant le changement de consigne, la stratégie habituellement mise en œuvre consiste donc à l'anticiper en activant le chauffage quelques heures avant. L'anticipation à appliquer peut être déterminée en fonction du temps nécessaire à la mise en chauffe de la zone, le plus souvent obtenu de manière empirique. Celui-ci dépend des caractéristiques du bâtiment, des émetteurs et de leurs organes de régulation, mais également des perturbations intérieures et extérieures qui sont difficilement prévisibles. On aura donc tendance à surestimer cette anticipation afin d'être certain de garantir le confort thermique dans la situation la plus défavorable. Une telle stratégie, représentée par le cas n°2 sur la Figure 3-1, mènera inévitablement à des périodes de surconsommation (en rouge) par rapport à un scénario idéal correspondant au cas n°3.

3.1.1.2 Illustration par un cas d'étude

Cette situation a pu être constatée sur les zones de bureaux du bâtiment Higashi. En effet, comme énoncé dans le Chapitre 2 au cours du travail de calibration (cf. § 2.3.2.1), une consigne réduite de température, correspondant aux périodes d'inoccupation, a été définie. Le passage de cette consigne d'inoccupation à la consigne de veille est défini par un planning hebdomadaire à heures fixes visible sur la Figure 3-2.

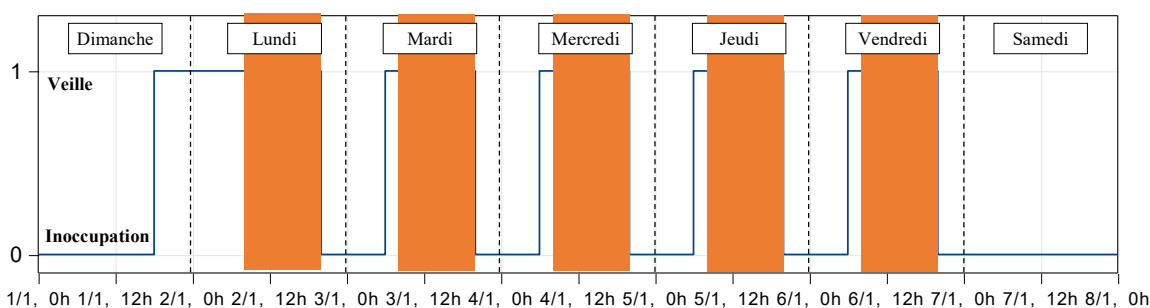


Figure 3-2 : Planning hebdomadaire de changement de consigne. Les périodes d'occupation sont représentées en orange.

Le mode veille est programmé de 6 h à 20 h du mardi au vendredi. En début de semaine, le mode veille démarre le dimanche à 16 h et est stoppé le lundi à 20 h. L'anticipation a été dimensionnée afin de garantir le confort thermique en période d'occupation à tout moment de la saison de chauffe, notamment en cas de grand froid¹⁶. Cette stratégie a été adoptée pour répondre aux demandes particulièrement strictes des occupants en matière de confort thermique.

Le fonctionnement ainsi obtenu est visible sur la Figure 3-3 sur laquelle les températures mesurées dans les différentes zones d'un demi-plateau, la température extérieure ainsi que la puissance totale fournie par les plafonds rayonnants au cours d'un début de semaine en hiver sont représentées. On observe la mise en chauffe anticipée, le dimanche à partir de 18 h, suite à laquelle l'ensemble des zones ont atteintes une température stabilisée après environ 3 h de chauffage (en orange). Le chauffage est ensuite maintenu jusqu'à l'arrivée des premiers occupants, le lundi matin à 8 h, pour une durée totale de mise en chauffe de 14 h. Le temps d'anticipation est, dans cette situation donnée, largement surestimé, puisque sur 14 h de chauffage, seulement 3 h sont nécessaires à l'atteinte d'un régime de température stabilisé dans l'ensemble des zones. Dans le cas présent, la puissance émise durant la période représentée en bleu correspond donc à une surconsommation. En revanche, l'anticipation mise en place les autres jours de la semaine, d'une durée de 2 h, en vert sur la Figure 3-3, semble être ici correctement dimensionnée puisque le régime stabilisé est tout juste atteint au moment de l'arrivée des occupants aux alentours de 8 h.

¹⁶ La température extérieure de base à Lyon (zone G), entre 0 et 200 m d'altitude est de -10 °C. Les installations de chauffage sont donc dimensionnées pour ces conditions.

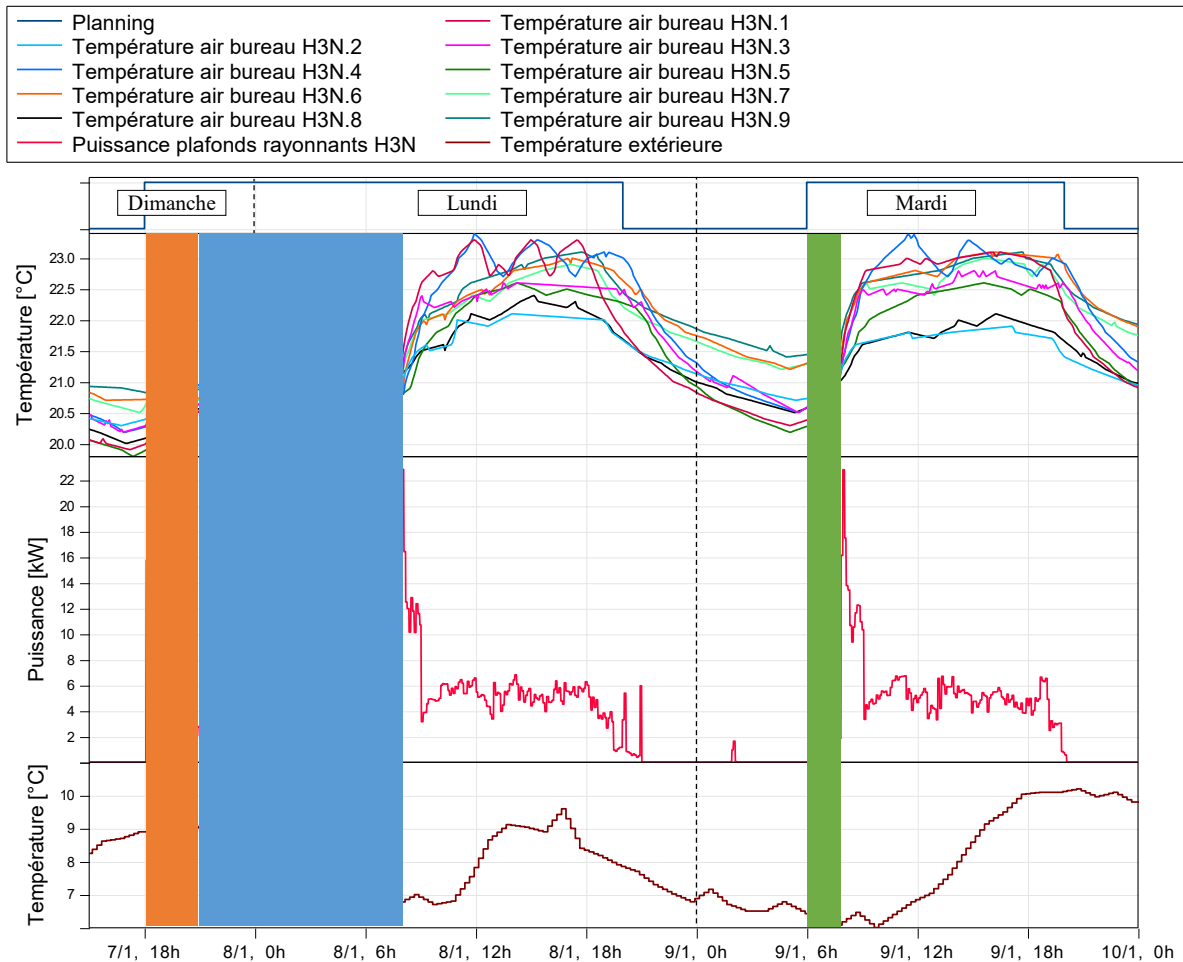


Figure 3-3 : Evolution en fonction du temps des températures mesurées sur un demi-plateau, de la puissance de chauffage et de la température extérieure.

Notons sur la Figure 3-3 que la température extérieure mesurée sur la période considérée est bien supérieure à la température extérieure de base utilisée pour dimensionner le temps d'anticipation. La situation utilisée pour le dimensionnement du temps d'anticipation est donc très peu représentative de la grande majorité des cas, comme la montre la Figure 3-4. On constate en effet que sur la saison de chauffe considérée (2017-2018), la température extérieure n'a jamais atteint les -10 °C utilisés comme valeur dimensionnante. Cette situation de surconsommation ne s'apparente donc pas à un cas isolé et peut-être observée très souvent au cours d'une saison de chauffe.

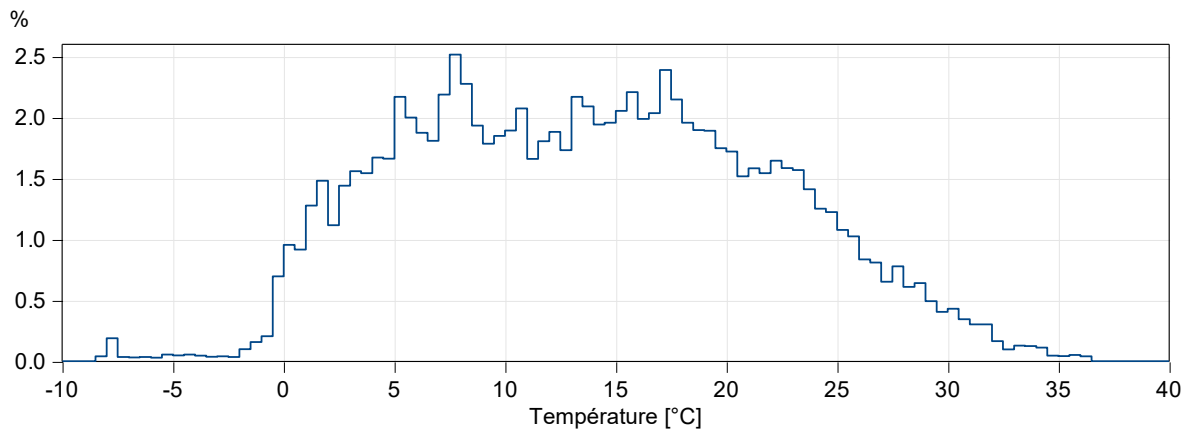


Figure 3-4 : Répartition temporelle de la température extérieure sur une année, en pourcentage du temps total.

Le problème auquel nous sommes confrontés correspond bien au cas n°2 sur la Figure 3-1, où une priorité absolue est donnée au confort thermique, souvent au détriment de la consommation d'énergie. L'idéal serait donc d'être capable de déterminer le temps d'anticipation optimal adapté à chaque changement de consigne, afin d'obtenir systématiquement une situation correspondant au cas n°3 sur la Figure 3-1. Notons que dans le cas du bâtiment Higashi, seuls les changements de consigne inoccupation/veille peuvent être anticipés, car ces derniers sont préprogrammés au sein d'un planning. Les changements de consigne veille/occupation dépendent de l'occupation mesurée en temps réel et sont donc difficilement prévisibles. Au vu des limitations énoncées, le scénario optimal représenté par le cas n°3 ne pourra être systématiquement assuré que par un organe de régulation capable de s'adapter spécifiquement à chaque cas de figure tout en intégrant plusieurs contraintes potentiellement contradictoires.

Par ailleurs, au sein de bâtiments à l'enveloppe performante, des dépassements de consigne sont souvent constatés en début et fin de saison de chauffe, alors même que le chauffage est inactif. Ces derniers sont le fait d'apports énergétiques importants tels que le rayonnement solaire ou les apports internes, et sont inévitables dans le cas de bâtiments régulés par des systèmes classiques agissant en réaction aux perturbations. Ainsi, un contrôleur ayant accès à des informations relatives aux perturbations futures, telles que le rayonnement solaire, serait également capable de minimiser ces dépassements de manière à améliorer le confort des occupants. Le contrôle prédictif, décrit ci-après, permettrait de répondre à ces problématiques.

3.1.2 Le contrôle prédictif

3.1.2.1 Histoire

Le principe du contrôle prédictif a vu le jour dans les années 1960 avec les travaux de Propoi [152], qui fut l'un des premiers à proposer une forme de commande prédictive, introduisant notamment le principe d'horizon fuyant ou *receding horizon*. Il a fallu ensuite attendre les années 1970 pour que les premières applications industrielles développées pour le domaine de la pétrochimie voient le jour [153,154]. Dès lors, l'utilisation de la commande prédictive s'est fortement répandue, particulièrement pour le contrôle de procédés chimiques. On constate aujourd'hui une large utilisation de ces contrôleurs dans divers domaines industriels, et ce pour une grande variété d'applications [155]. Le domaine de la recherche a tardé à s'intéresser aux applications à l'énergétique du bâtiment puisque les premiers travaux datent des années 1990-2000 [156–158]. On recense aujourd'hui un nombre croissant de publications dont de bons aperçus peuvent être trouvés dans [159–161]. Néanmoins, contrairement au monde industriel, l'utilisation de tels contrôleurs dans le domaine de l'énergétique du bâtiment semble rester cantonnée au domaine de la recherche, puisque très peu de contrôleurs prédictifs sont aujourd'hui implémentés dans des bâtiments en exploitation [159].

3.1.2.2 Principe de fonctionnement

Le contrôle prédictif, ou *model predictive control* (MPC), ne correspond pas à un outil de contrôle commande spécifique mais à une méthodologie pouvant être appliquée pour aborder un problème de régulation. Cette dernière repose sur trois grands principes :

- L'utilisation d'un modèle du système à contrôler permettant de calculer ses états futurs en fonction de la commande appliquée et des perturbations.
- L'existence d'une fonction de coût intégrant plusieurs objectifs que l'on cherche à minimiser, tout en respectant des contraintes, de manière à trouver la stratégie de commande optimale.

- L'utilisation du principe d'horizon fuyant, selon lequel le problème d'optimisation est considéré et résolu sur une fenêtre temporelle de taille fixe. Seule la première valeur de la séquence de contrôle optimale déterminée est ensuite appliquée au système. Au pas de temps suivant, le processus d'optimisation est réitéré sur une fenêtre temporelle de taille identique qui a été déplacée d'un pas de temps vers l'avant.

Le schéma de principe d'un contrôleur prédictif est représenté sur le Figure 3-5. Ce dernier comprend deux organes principaux que sont l'optimiseur et le modèle interne. Le rôle de l'optimiseur est de résoudre le problème de commande optimale consistant en la recherche de la meilleure séquence de commande sur l'horizon de contrôle à appliquer au système régulé. Il utilise pour cela son modèle interne pouvant présenter plusieurs entrées et plusieurs sorties pour « tester » les différentes séquences de commande jusqu'à trouver celle minimisant la fonction de coût sur l'horizon de prédiction tout en respectant les contraintes. Dans le cas où certaines perturbations peuvent être prévues sur l'horizon de prédiction, celles-ci peuvent être prises en compte dans le processus d'optimisation grâce à un module de prévision dédié.

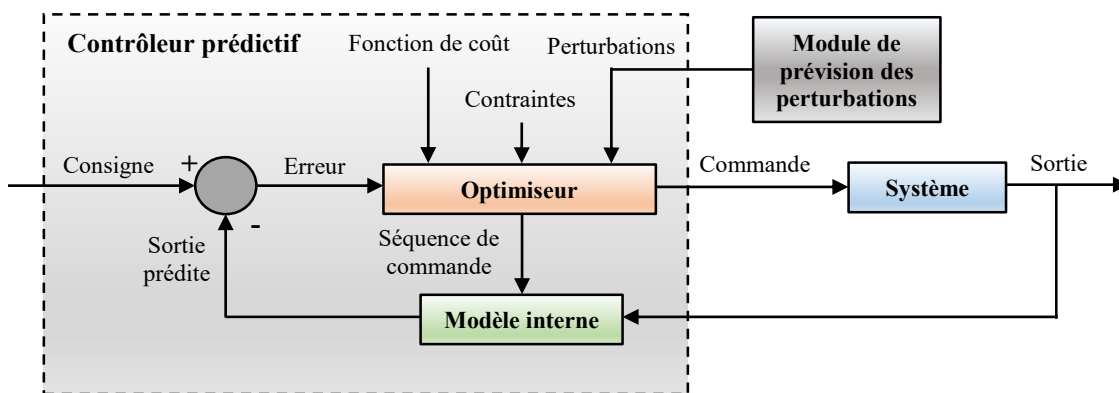


Figure 3-5 : Schéma de principe d'un contrôleur prédictif.

Une séquence de fonctionnement est représentée de manière détaillée sur la Figure 3-6. A chaque instant, le problème d'optimisation est résolu sur l'horizon de prédiction et une séquence de commande optimale $u(t)$ est générée. La première valeur de la séquence de commande (en rouge) est retenue et appliquée au pas de temps suivant. Le problème est ensuite de nouveau résolu sur le même horizon de prédiction qui s'est déplacé d'un pas de temps suivant le principe d'horizon fuyant. Notons qu'au-delà de l'horizon de contrôle, la commande est maintenue constante jusqu'à la fin de l'horizon de prédiction. Par ailleurs, le problème d'optimisation est résolu « en ligne », c'est-à-dire en temps réel. Le temps nécessaire à sa résolution doit donc être inférieur au temps entre chaque intervalle de commande.

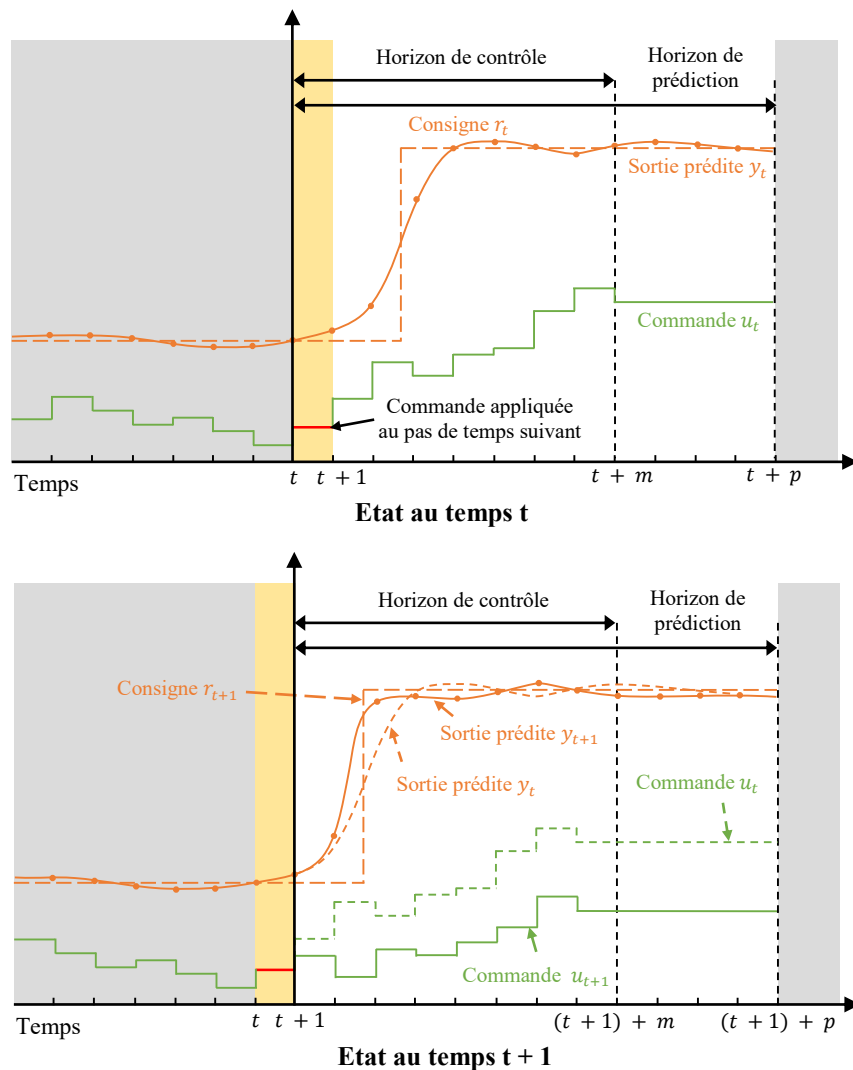


Figure 3-6 : Séquence de fonctionnement détaillée d'un contrôleur prédictif à l'instant t (haut) et $t + 1$ (bas).

Outre la création d'un modèle interne et d'un éventuel module de prévision des perturbations, la mise en œuvre d'un contrôleur prédictif implique de définir les paramètres suivants :

- L'intervalle de commande, ou période d'échantillonnage t_{com} , correspondant au temps entre chaque action de contrôle ;
- L'horizon de contrôle, correspondant à Z_{cont} périodes d'échantillonnage, soit le temps $Z_{cont} \times t_{com}$;
- L'horizon de prédiction, correspondant à Z_{pred} périodes d'échantillonnage, soit le temps $Z_{pred} \times t_{com}$;
- La fonction de coût à minimiser ;
- Les différentes contraintes dépendantes des spécificités du problème de régulation ;
- Un algorithme d'optimisation.

Le choix de la période d'échantillonnage t_{com} dépend de la dynamique du système à réguler. Par ailleurs, une faible période d'échantillonnage aura tendance à complexifier le problème d'optimisation, et donc le temps nécessaire à sa résolution. Son choix se fera en gardant à l'esprit que pour une application réelle, le problème d'optimisation doit être résolu dans un temps inférieur au temps entre chaque intervalle de commande. En première approximation, il est recommandé de définir t_{com} entre 10 % et 25 % du temps de réponse du système régulé [162].

Le nombre d'intervalles p permettant de définir l'horizon de prédiction est généralement défini de manière à ce que $Z_{pred} \times t_{com} \approx t_{rep}$, avec t_{rep} le temps de réponse du système à réguler. De cette manière, le contrôleur a une vision sur l'ensemble de la phase transitoire du système à réguler.

L'horizon de contrôle correspond à la période sur laquelle la commande est optimisée. Il est défini tel que $Z_{cont} \leq Z_{pred}$. Le nombre d'intervalles Z_{cont} conditionne également la complexité du problème d'optimisation. Un aperçu des différentes méthodes de réglage des paramètres d'un contrôleur prédictif peut être trouvé dans [163].

3.1.2.3 Application au contrôle en température

Au vu de son principe de fonctionnement décrit précédemment, la commande prédictive semble particulièrement adaptée pour bon nombre d'applications à l'énergétique du bâtiment, notamment pour le contrôle en température pour lequel les outils actuels font face à certaines limitations (cf. § 3.1.1). Plusieurs études ont d'ailleurs déjà été menées dans le but d'évaluer les gains qu'il est possible d'obtenir lors de l'utilisation de tels contrôleurs. On pourra citer parmi les plus pertinentes :

- Dans les années 2000, Kummert *et al.* [158] proposent déjà un contrôleur prédictif utilisant un réseau de type RC (résistance capacité) comme modèle interne permettant de contrôler la température d'un bâtiment commercial passif particulièrement sensible aux surchauffes, chauffé par l'intermédiaire de radiateurs hydrauliques. Le contrôleur a été évalué en simulation puis en expérimentation, et permet une économie d'énergie de l'ordre de 9 % pour un confort similaire, ou légèrement accru, par rapport à une régulation classique basée sur l'utilisation d'une loi d'eau et de robinets thermostatiques.
- En 2010, Morosan *et al.* [164] évaluent en simulation l'impact de la prise en compte des échanges thermiques interzones par un contrôleur prédictif visant à minimiser la consommation d'énergie tout en garantissant le confort thermique. Ils considèrent pour cela trois zones équipées de radiateurs électriques dont les profils d'occupation, et donc les consignes de chauffage, sont différentes. Ils concluent en montrant qu'une approche distribuée permettant la prise en compte des zones adjacentes par le contrôleur prédictif mène à une amélioration significative de ses performances par rapport à une approche décentralisée où l'influence des autres zones est considérée comme une perturbation non prévisible. En effet, les économies d'énergie par rapport à la consommation moyenne d'énergie constatée avec des contrôleurs classique (TOR, P, PI) passent de 5 % pour l'approche décentralisée à 13,4 % pour l'approche distribuée. Si le gain en confort, mesuré en [°C.h] comme étant l'intégrale de l'écart à la consigne, est inexistant pour l'approche décentralisée, il est porté à 36,7 % pour l'approche distribuée.
- Toujours en 2010, Eynard [165], dans ses travaux de thèse, compare en simulation la capacité d'un contrôleur prédictif à celle d'un contrôleur PID à contrôler la température tout en gérant deux émetteurs placés dans une même zone : l'un fournissant un chauffage de base, alimenté en énergie renouvelables, l'autre alimenté en énergie fossile et fournissant l'appoint nécessaire. Les résultats montrent une légère amélioration du suivi de consigne, de l'ordre de 2 %, associée à une diminution importante de 27 % de la consommation d'énergie fossile et à une réduction de seulement 2 % de la consommation d'énergie renouvelable. Cependant, la part relative d'énergie fossile par rapport à l'énergie totale consommée n'étant que de 5 %, la réduction globale de consommation d'énergie n'est que de 4 %.
- En 2014, Hazyuk *et al.* [166] ont évalué les performances d'un contrôleur prédictif en émulation sur un modèle de bâtiment comportant une seule zone thermique associée à ses systèmes de production et d'émission de chaleur. Le modèle interne du contrôleur est de type réseau RC et tient compte de la température extérieure, du rayonnement solaire et des apports internes.

L'évaluation a été faite sur deux périodes de cinq jours, l'une en hiver, l'autre en intersaison, soumises à deux climats différents (Paris et Marseille). La prévision des perturbations est supposée parfaite. Les contrôleurs de référence sont de type PID classique, et de type « *scheduled start PID* » pour lequel les changements de consigne sont anticipés de 2 h. Par rapport au contrôleur PID, le contrôleur prédictif permet d'économiser respectivement 3,5 % et 10,3 % d'énergie pour le chauffage en hiver, à Paris et à Marseille. Du fait de l'anticipation imposée, les gains sont légèrement plus élevés si l'on considère le contrôleur PID anticipé (4,7 % et 13,5 %, respectivement). Le gain en confort, en hiver par rapport au PID, quantifié par l'indicateur *excess-weighted PPD* (*predicted percentage of dissatisfied*) est significatif, avec une diminution de l'inconfort de 97 % à Paris et de 90 % à Marseille. En revanche, les gains par rapport au régulateur PID anticipé en hiver à Paris sont minimes, puisque ce dernier permet déjà une réduction de l'inconfort de 91,5 % par rapport au PID classique, à comparer au gain de 97 % obtenu avec le MPC. En hiver à Marseille, le PID anticipé permet déjà de réduire totalement l'inconfort, l'intérêt du contrôleur prédictif réside alors uniquement dans le gain en consommation énergétique (-13,5 %). En revanche, le contrôleur prédictif a systématiquement permis de réduire le nombre de démarrages de la pompe à chaleur. En intersaison, les conclusions sont similaires. Finalement, si le MPC a mené à une faible réduction de la consommation énergétique pour le chauffage (entre 0 % et 15 %) ainsi qu'à une réduction du nombre de cycles sur la pompe à chaleur, les gains en confort par rapport à un PID dont la consigne est correctement anticipée sont minimes ou inexistantes.

Si les différents travaux présentés ci-dessus laissent entrevoir des possibilités d'économies d'énergie associées à un gain de confort, les contraintes relatives aux développements respectifs d'un modèle interne ainsi que d'un outil de prévision des perturbations peuvent représenter des obstacles dans le cadre d'une application bâtiment :

- Le modèle interne doit être suffisamment précis pour garantir des capacités de prédiction satisfaisantes, tout en présentant un temps de calcul raisonnable puisque directement impliqué dans le processus d'optimisation devant être résolu dans un temps restreint. Comme présenté au cours du Chapitre 2, la construction d'un modèle dynamique de bâtiment est une tâche complexe nécessitant une quantité importante d'informations. Par ailleurs, ces modèles sont caractérisés par un temps de calcul important et nécessitent d'avoir été calibrés. Il est par conséquent illusoire d'imaginer pouvoir utiliser un modèle de STD comme modèle interne dans un contrôleur prédictif [159]. Des modèles de connaissances simplifiés, type réseaux RC, sont donc régulièrement utilisés comme modèles internes mais nécessitent également une phase de calibration. Ces derniers peuvent par ailleurs souffrir d'un manque de précision du fait de leur simplicité. Les modèles boîte-noire ou boîte-grise représentent donc une bonne alternative [159] du fait de leur précision et de leur temps de calcul très réduit, à condition de disposer d'une quantité de données suffisante à leur élaboration.
- Les perturbations, qu'elles soient internes ou externes, autrement dit les différentes sollicitations auxquelles est soumis le bâtiment, peuvent être prises en compte dans le calcul de commande optimale à condition d'être capable de prédire ces dernières sur l'horizon de prédiction. La prévision des perturbations externes, comme les conditions météorologiques, peut être confiée à des organismes extérieurs si l'on dispose d'une liaison permettant de récupérer ces informations en temps réel. Cela peut également être fait hors ligne, sur la base des données mesurées uniquement sur site, via l'utilisation de modèle statistiques ou d'apprentissage automatique préalablement construits [159]. Ces méthodes présentent notamment l'avantage de pouvoir être utilisées pour la prévision des perturbations internes, intrinsèques à l'utilisation du bâtiment et donc non prévisibles de manière externe.

Les réseaux de neurones, de par leur capacité à modéliser des systèmes complexes dans un temps réduit une fois correctement entraînés, peuvent représenter une solution intéressante aux obstacles présentés ci-dessus habituellement rencontrés lors du développement d'un contrôleur prédictif.

3.1.3 Objectifs et déroulement du chapitre

Nous avons vu précédemment que le contrôle prédictif représente une opportunité intéressante pour adresser un problème auquel les professionnels du bâtiment sont régulièrement confrontés, à savoir la garantie des conditions de confort lors de changements de consigne faisant suite à des variations d'occupation des bâtiments. Par ailleurs, l'utilisation des réseaux de neurones dans ce contexte semble intéressante puisque ces derniers pourraient permettre de répondre à certaines problématiques fréquemment rencontrées lors de l'élaboration d'un modèle interne, ou d'un module de prévision des perturbations.

L'objectif dans la suite de ce chapitre est donc d'évaluer le potentiel d'un contrôleur prédictif conçu pour réguler la température opérative d'une zone et présentant la particularité d'utiliser un réseau de neurones dans son modèle interne. Le but est de réduire l'écart à la consigne de manière à maximiser le confort thermique des occupants en période d'occupation tout en minimisant la consommation d'énergie globale. Les performances du contrôleur sont évaluées en simulation, puis comparées à plusieurs solutions de référence, elles-aussi simulées, correspondant à ce qui est habituellement mis en œuvre dans les bâtiments. La simulation est menée sur une saison de chauffe, au cours de laquelle le contrôleur est utilisé pour la régulation du chauffage uniquement. Dans le but d'obtenir des résultats représentatifs d'une application réelle, les simulations se font sur le modèle calibré du bâtiment Higashi présenté au cours du chapitre précédent. Le contrôleur prédictif est par ailleurs testé sur quatre zones d'Higashi d'orientations différentes et équipées de plafonds rayonnants. Après avoir décrit la démarche suivie ainsi que la construction des différents éléments constituant le contrôleur prédictif, nous nous attardons plus particulièrement sur la méthode utilisée pour la mise en œuvre du réseau de neurones utilisé.

Les premiers tests ont pour objectif l'évaluation des performances des contrôleurs prédictifs en conditions de fonctionnement idéales. Pour cela, les perturbations sont considérées comme étant parfaitement connues sur l'horizon de prédiction. L'influence thermique des zones adjacentes sur les zones testées est également limitée au maximum par l'adoption de plannings spécifiques.

Après une analyse des premiers résultats, les contrôleurs prédictifs sont de nouveau testés afin d'évaluer leurs performances dans des conditions de fonctionnement se rapprochant des conditions réelles. L'influence des zones adjacentes n'est ainsi plus limitée puisque les plannings réels leur sont appliqués. Toujours dans le but de se rapprocher de conditions de fonctionnement réelles, la capacité d'un des contrôleurs prédictifs à gérer une perturbation non prévisible est également évaluée.

Pour terminer, afin de compléter les résultats obtenus avec des plafonds rayonnants qui sont des émetteurs à faible inertie, un contrôleur prédictif est testé sur une zone équipée d'un plancher chauffant.

3.2 Mise en œuvre d'un contrôleur prédictif

3.2.1 Démarche

Le bâtiment instrumenté dont nous disposons étant occupé, il nous est impossible de tester le contrôleur directement sur celui-ci. Le contrôleur prédictif est donc évalué en simulation, sur un modèle qui doit intégrer le régulateur en lui-même, l'émetteur de chaleur ainsi que le bâtiment. Le modèle du bâtiment Higashi, dont la calibration a été détaillée au cours du chapitre précédent, est donc utilisé comme terrain d'expérimentation. Cependant, comme mentionné dans le Chapitre 2, le modèle de STD ne tient pas compte des émetteurs de chaleur, ces derniers font donc l'objet d'une modélisation à part entière. Par ailleurs, le logiciel de STD EnergyPlus ne permet pas la mise en œuvre d'un tel contrôleur, celle-ci est donc faite sous l'environnement Matlab/Simulink, grâce à la *Model predictive control Toolbox* [162]. La modélisation de l'émetteur, détaillée ultérieurement (cf. § 3.2.2.2), est également menée sur Matlab/Simulink. Le contrôleur prédictif ainsi que les contrôleurs de référence sont donc simulés en co-simulation selon le processus décrit sur la Figure 3-7.

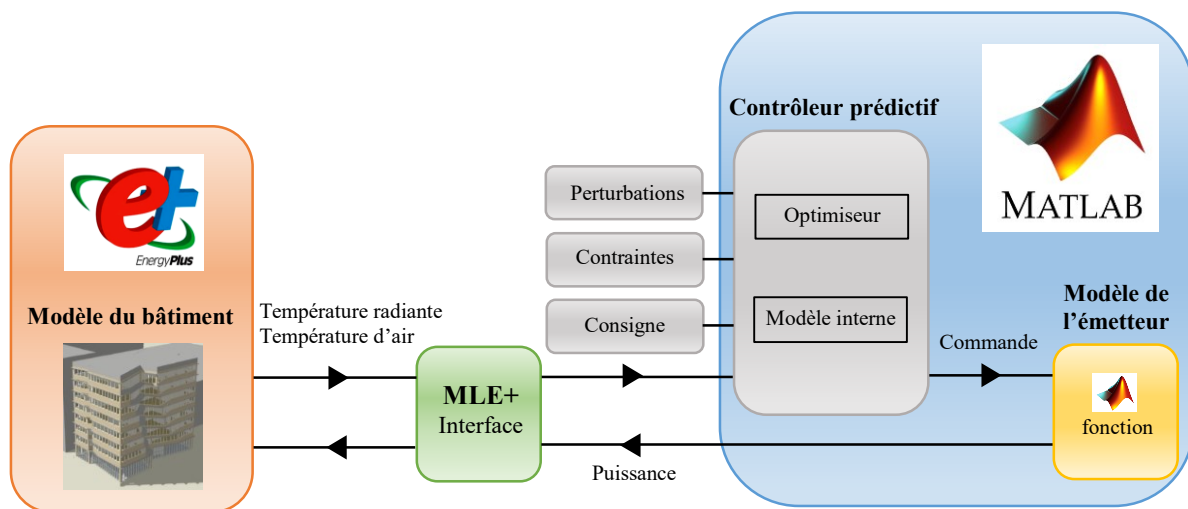


Figure 3-7 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour le contrôleur prédictif.

Le module MLE+ [167,168] est une interface de co-simulation permettant de créer une passerelle de communication entre EnergyPlus et Matlab/Simulink. Ainsi à chaque pas de temps de simulation :

- Les températures d'air et radiante de la zone calculées au pas de temps précédent par la STD sont envoyées à Matlab via l'interface MLE+. Le contrôleur prédictif résout le problème de commande optimale en fonction des perturbations, des contraintes et de la consigne, afin de déterminer la commande à envoyer à l'émetteur.
- La puissance à émettre dans la zone est calculée en sortie du modèle d'émetteur puis envoyée à EnergyPlus via l'interface MLE+. Les températures d'air et radiante résultantes à la fin du pas de temps sont ensuite calculées par la STD.

La régulation se fait donc par action sur l'émetteur de chaleur, ici un plafond rayonnant, à travers la commande envoyée à ce dernier. Concernant les perturbations intérieures, seule la ventilation est considérée, à travers le débit d'air insufflé dans la zone. Les perturbations extérieures relatives aux conditions météorologiques (température extérieure, rayonnement solaire total, hauteur solaire et azimut, vitesse de vent), sont également prises en compte. Cependant, comme énoncé précédemment (cf. § 3.1.3), celles-ci sont dans un premier temps supposées comme étant parfaitement connues sur l'horizon de prédiction. Le régulateur sera testé sur différentes zones situées au deuxième étage du bâtiment Higashi, représentées en rouge sur la Figure 3-8. Ces zones ont été choisies pour leurs bons résultats obtenus en calibration et pour leurs orientations différentes.

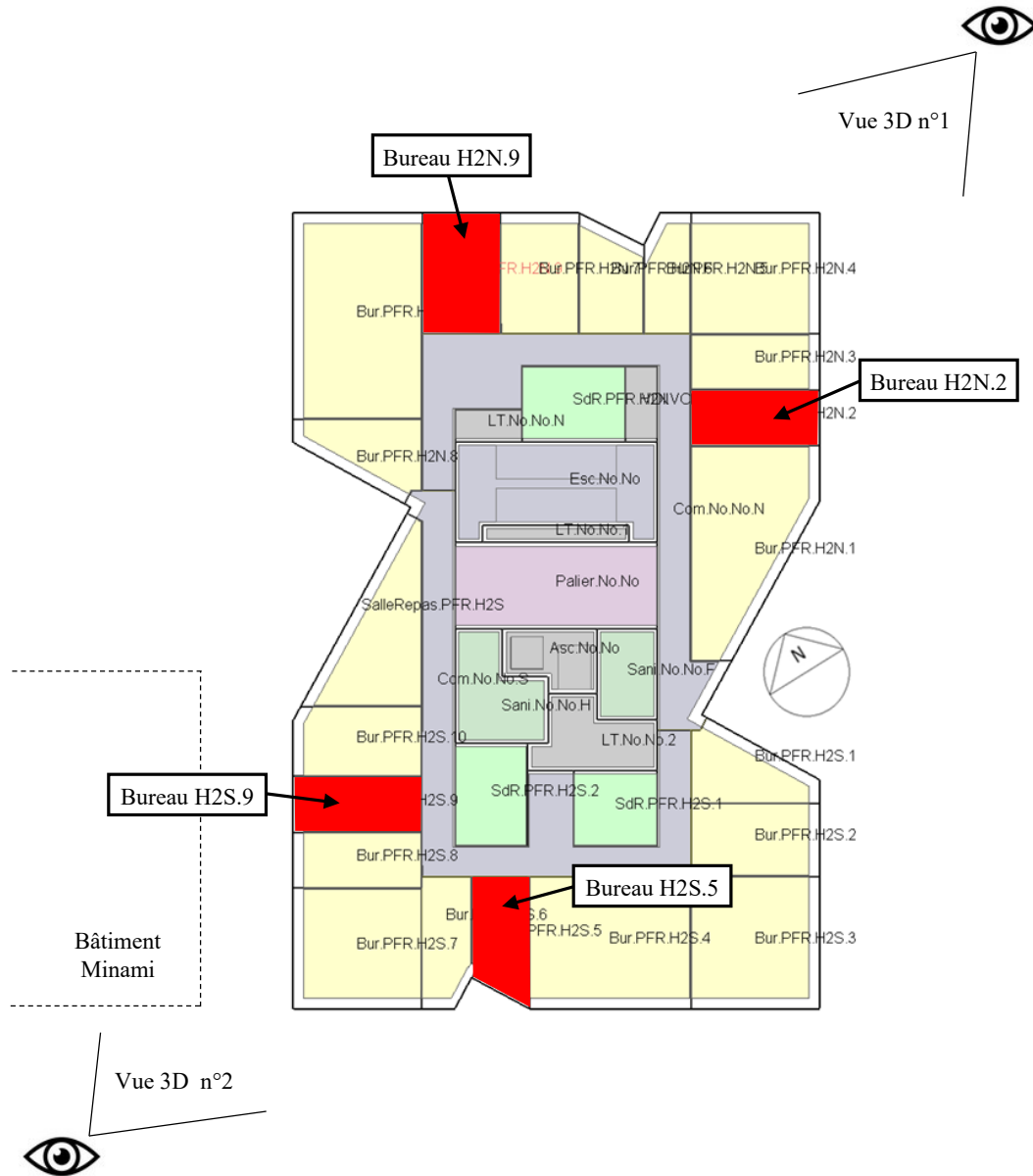


Figure 3-8 : Zones de test (en rouge) au 2^{ème} étage du bâtiment Higashi, vue en plan issue du modèle DesignBuilder.

Un aperçu de la position des zones au sein du bâtiment et des masques proches est visible sur les deux vues 3D de la Figure 3-9. Les angles de vue adoptés pour chacune d'entre elles sont visibles sur la Figure 3-8. Un réseau de neurone sera spécifiquement établi pour chacune d'entre elles. Les surfaces, orientations, ainsi que les puissances et débits de ventilation nominaux de chaque zone sont présentés dans le Tableau 3-1.

Nom	Orientation	Surface [m ²]	Puissance chaud nominale [W]	Débit de ventilation nominal [m ³ .h ⁻¹]	Taux de renouvellement d'air [vol.h ⁻¹]
H2N.2	Est	13,8	1 463	50	1,45
H2N.9	Nord	18,3	2 066	100	2,19
H2S.5	Sud	12,6	1 274	25	0,79
H2S.9	Ouest	13,7	1 326	25	0,73

Tableau 3-1 : Informations concernant les zones de test.

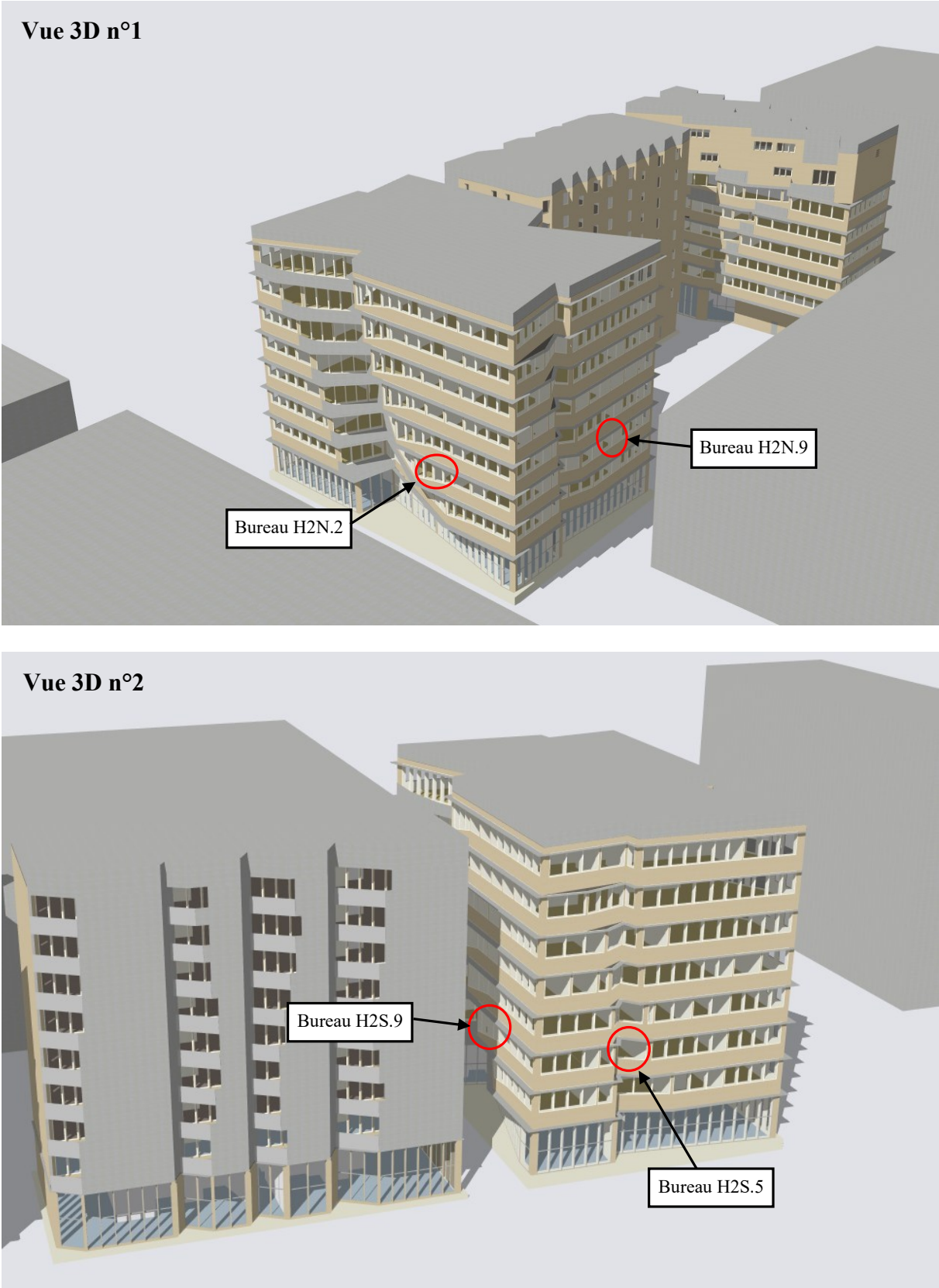


Figure 3-9 : Zones de test entourées, vue 3D issues du modèle DesignBuilder.

3.2.2 Structure du contrôleur

3.2.2.1 Formulation du problème de commande optimale

Les détails donnés dans les parties suivantes sont relatifs aux éléments internes à l'optimiseur représenté sur la Figure 3-7.

Fonction de coût et contraintes

Comme dans la majorité des applications impliquant un suivi de consigne, la fonction de coût est de forme quadratique de manière à améliorer la stabilité du contrôleur et réduire le temps de calcul [159]. Celle-ci se présente comme une somme de quatre termes, chacun d'eux représentant un aspect de la performance du contrôleur, comme suit (Eq.3.2):

$$J = J_T + J_u + J_{\Delta u} + w_\omega \omega^2 \quad (\text{Eq.3.2})$$

Le premier terme J_T est défini selon l'équation (Eq.3.3) comme étant la somme des écarts quadratiques entre la température opérative et la consigne sur l'horizon de prédiction :

$$J_T = \sum_{i=1}^{Z_{pred}} \{w_i^T [T_{cons}(k+i) - T_{op}(k+i)]\}^2 \quad (\text{Eq.3.3})$$

Avec :

- k l'intervalle de contrôle ;
- $T_{cons}(k+i)$ la consigne de température à l'intervalle de contrôle k et au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction ;
- $T_{op}(k+i)$ la température opérative prédite à l'intervalle de contrôle k et au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction ;
- Z_{pred} l'horizon de prédiction ;
- w_i^T le poids au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction.

Le second terme, défini selon l'équation (Eq.3.4), permet d'inclure un suivi de consigne sur la variable de contrôle, ici la puissance que l'on cherche à minimiser :

$$J_u = \sum_{i=1}^{Z_{pred}-1} \{w_i^u [u(k+i) - u_{cons}(k+i)]\}^2 \quad (\text{Eq.3.4})$$

Avec :

- $u(k+i)$ la puissance à l'intervalle de contrôle k et au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction ;
- $u_{cons}(k+i)$ la consigne de puissance à l'intervalle de contrôle k et au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction, que l'on fixe à zéro si l'on cherche à minimiser la consommation d'énergie ;
- w_i^u le poids au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction.

Le troisième terme, défini selon l'équation (Eq.3.5), permet de prendre en compte les variations de commande, celui-ci agit donc sur la stabilité du contrôleur en pénalisant plus ou moins les actions de forte amplitude :

$$J_{\Delta u} = \sum_{i=1}^{Z_{pred}-1} \{w_i^{\Delta u} [u(k+i) - u(k+i-1)]\}^2 \quad (\text{Eq.3.5})$$

Avec :

- $w_i^{\Delta u}$ le poids au $i^{\text{ème}}$ pas de prédiction ;
- $u(k + i - 1)$ la puissance à l'intervalle de contrôle k et au $(i - 1)^{\text{ème}}$ pas de prédiction.

Certaines contraintes physiques, comme par exemple la puissance maximum d'un émetteur électrique, sont qualifiées de contraintes dures, signifiant qu'elles sont inviolables aux yeux du contrôleur. D'autres contraintes, qualifiées de souples, comme par exemple une limite de température que l'on accepterait de dépasser dans certains cas, peuvent être violées au prix d'une pénalisation de la fonction de coût. Le quatrième terme permet de tenir compte des violations des contraintes à travers l'utilisation du poids w_ω et du paramètre de relaxation ω , définis comme étant strictement positifs. Les différentes variables sont bornées tel que défini par l'équation (Eq.3.6) :

$$\begin{cases} T_{min}(i) - \omega C_{min}^T(i) \leq T(k + i) \leq T_{max}(i) + \omega C_{max}^T(i) \\ u_{min}(i) - \omega C_{min}^u(i) \leq u(k + i) \leq u_{max}(i) + \omega C_{max}^u(i) \\ \Delta u_{min}(i) - \omega C_{min}^{\Delta u}(i) \leq \Delta u(k + i) \leq \Delta u_{max}(i) + \omega C_{max}^{\Delta u}(i) \end{cases} \quad (\text{Eq.3.6})$$

Avec :

- $C_{min}^T, C_{max}^T, C_{min}^u, C_{max}^u, C_{min}^{\Delta u}$ et $C_{max}^{\Delta u}$ des constantes strictement positives permettant de définir les marges de violations acceptables pour chaque variable. Une contrainte dure est donc définie par des valeurs minimum et maximum nulles.

Les poids $w_i^T, w_i^u, w_i^{\Delta u}$ et w_ω , strictement positifs, permettent de pondérer l'importance dans le coût global du terme auquel ils sont associés. Une faible valeur a donc pour effet de limiter l'importance du critère associé dans la fonction de coût. Leur réglage se fait généralement de manière empirique en fonction de l'application et du comportement souhaité.

Prise en compte de la consommation réelle

Notons qu'avec une fonction de coût de forme quadratique, le contrôleur cherche à minimiser le carré de l'écart entre la puissance calculée et la consigne (cf. (Eq.3.4)). Ce dernier ne minimise donc pas la consommation d'énergie réelle, mais son carré, il a donc tendance à pénaliser différemment la puissance en fonction de l'amplitude de commande associée. En somme, les faibles puissances sont favorisées au regard des puissances importantes. Pour rappel, une fonction de coût de forme quadratique permet une convergence rapide. Dans ses travaux de thèse Artiges [169] a mis en évidence cette problématique et a comparé les résultats obtenus avec une fonction de coût quadratique et ceux obtenus avec une prise en compte de la consommation réelle. Il a été constaté que l'utilisation d'un algorithme d'optimisation différent permettant la prise en charge d'une fonction de coût non quadratique implique une convergence bien plus lente, remettant en cause une utilisation sur des pas de temps courts de l'ordre de quelques minutes. Nous conserverons donc cette formulation pour notre application. Par ailleurs, d'autres formulations pourront être testées lors de travaux ultérieurs s'il s'avère que l'utilisation de réseaux de neurones pour le contrôle prédictif présente un intérêt particulier.

3.2.2.2 *Modèle interne***Composition**

Nous avons vu que l'inconfort suivant un changement de consigne est induit par l'inertie de la zone combinée à celle de l'émetteur de chaleur associée à son organe de régulation (cf. § 3.1.1). Le modèle interne du contrôleur doit donc englober ces deux éléments afin d'anticiper correctement la totalité des phénomènes inertiels. La modélisation de la zone est faite par un réseau de neurone dont l'élaboration sera intégralement détaillée dans une partie dédiée (cf. § 3.3).

L'émetteur a dans un premier temps fait l'objet d'une modélisation de type boîte-blanche, construite à partir des caractéristiques physiques et thermiques des plafonds rayonnants contenues dans le Tableau 3-2, obtenues grâce aux résultats d'un test du fabricant.

Température d'eau en entrée [°C]	45
Température d'eau en sortie [°C]	40
Débit [l.h ⁻¹]	128
Surface [m ²]	1,28
Emissivité [-]	0,9
Coefficient d'échange convectif [W.m ⁻² .K ⁻¹]	5,4
Puissance surfacique [W.m ⁻²]	215
Capacité calorifique surfacique [J.K ⁻¹ .m ⁻²]	7 390

Tableau 3-2 : Caractéristiques d'un plafond rayonnant en mode chauffage. La puissance surfacique en chauffage est donnée pour une température ambiante de 20 °C. La capacité calorifique surfacique, calculée à 20 °C, tient compte de l'eau contenue l'émetteur.

Parmi tous les phénomènes transitoires impliqués dans la mise en chauffe de l'émetteur, seule l'inertie thermique est modélisée. Le temps nécessaire à l'eau pour parcourir l'émetteur n'est pas considéré, tout comme la résistance surfacique interne ainsi que la résistance thermique des matériaux constituant ce dernier. L'intégralité du volume de l'émetteur, y compris l'eau, est donc supposé à température uniforme. Le coefficient d'échange convectif avec l'ambiance est supposé constant. Les surfaces radiatives sont considérées comme ayant la même émissivité et sont supposées à température uniforme. Le modèle ainsi construit s'apparente donc à un simple stock thermique pouvant être chargé ou déchargé par le biais de la puissance amenée par l'eau ou des puissances radiative et convective échangées avec l'ambiance. On a donc à chaque pas de temps l'égalité suivante (Eq.3.7) :

$$E_{eau} = E_{stock} + E_{rad} + E_{conv} \quad (\text{Eq.3.7})$$

L'énergie amenée par l'eau dans l'émetteur E_{eau} en Joules est définie selon l'équation (Eq.3.8) :

$$E_{eau} = R_{ouv} v_{2V} P_{uis_{nom}} t \quad (\text{Eq.3.8})$$

Avec :

- $R_{ouv} v_{2V}$ le ratio d'ouverture de la V2V en [%] ;
- $P_{uis_{nom}}$ la puissance nominale de l'émetteur en [W] ;
- t le pas de temps de simulation en [s].

L'énergie stockée ou déstockée par l'émetteur E_{stock} en Joules est définie selon l'équation (Eq.3.9):

$$E_{stock} = A_{em} C_{ps_{em}} (T_{em_t} - T_{em_{t-1}}) \quad (\text{Eq.3.9})$$

Avec :

- A_{em} la surface de l'émetteur en $[\text{m}^2]$;
- $C_{ps_{em}}$ la capacité calorifique surfacique de l'émetteur en $[\text{J.K}^{-1}.\text{m}^{-2}]$;
- T_{em_t} la température de l'émetteur à l'instant t en $[\text{°C}]$;
- $T_{em_{t-1}}$ la température de l'émetteur à l'instant $t - 1$ en $[\text{°C}]$.

L'énergie échangée par rayonnement entre l'émetteur et l'ambiance E_{rad} en Joules est définie selon l'équation (Eq.3.10) :

$$E_{rad} = \sigma A_{em} \frac{\left[\left(\frac{T_{em_t} + T_{em_{t-1}}}{2} + 273,15 \right)^4 - (T_{rad,t} + 273,15)^4 \right]}{\frac{1 - \varepsilon_{em}}{\varepsilon_{em}} + 1 + \frac{1 - \varepsilon_{amb}}{\varepsilon_{amb}}} t \quad (\text{Eq.3.10})$$

Avec :

- σ la constante de Stefan-Boltzmann $5,67 \cdot 10^{-8}$ en $[\text{W}.\text{m}^{-2}.\text{K}^{-4}]$;
- T_{rad} la température radiante de la zone à l'instant t en $[\text{°C}]$;
- ε_{em} l'émissivité de l'émetteur ;
- ε_{amb} l'émissivité moyenne de la zone, supposée égale à 0,9.

E_{conv} représente l'énergie échangée par convection entre l'émetteur et l'ambiance (Eq.3.11) :

$$E_{conv} = h_{conv} S_{em} \left(\frac{T_{em_t} + T_{em_{t-1}}}{2} - T_{air,t} \right) t \quad (\text{Eq.3.11})$$

Avec :

- h_{conv} le coefficient d'échange convectif en $[\text{W}.\text{m}^{-2}.\text{K}^{-1}]$;
- T_{air} la température d'air de la zone à l'instant t en $[\text{°C}]$.

Il est donc possible de déterminer la température de l'émetteur à l'instant t en isolant T_{em_t} dans l'équation (Eq.3.7). La réponse de l'émetteur suivant un échelon de commande de 1, correspondant à la puissance nominale, soit 1463 W, est visible sur la Figure 3-10. Des conditions de température proches d'une utilisation normale ont été utilisées, à savoir une température radiante de 17 °C et une température d'air de 21 °C. La température de l'émetteur a par ailleurs été initialisée à 19 °C, approximativement à l'équilibre thermique.

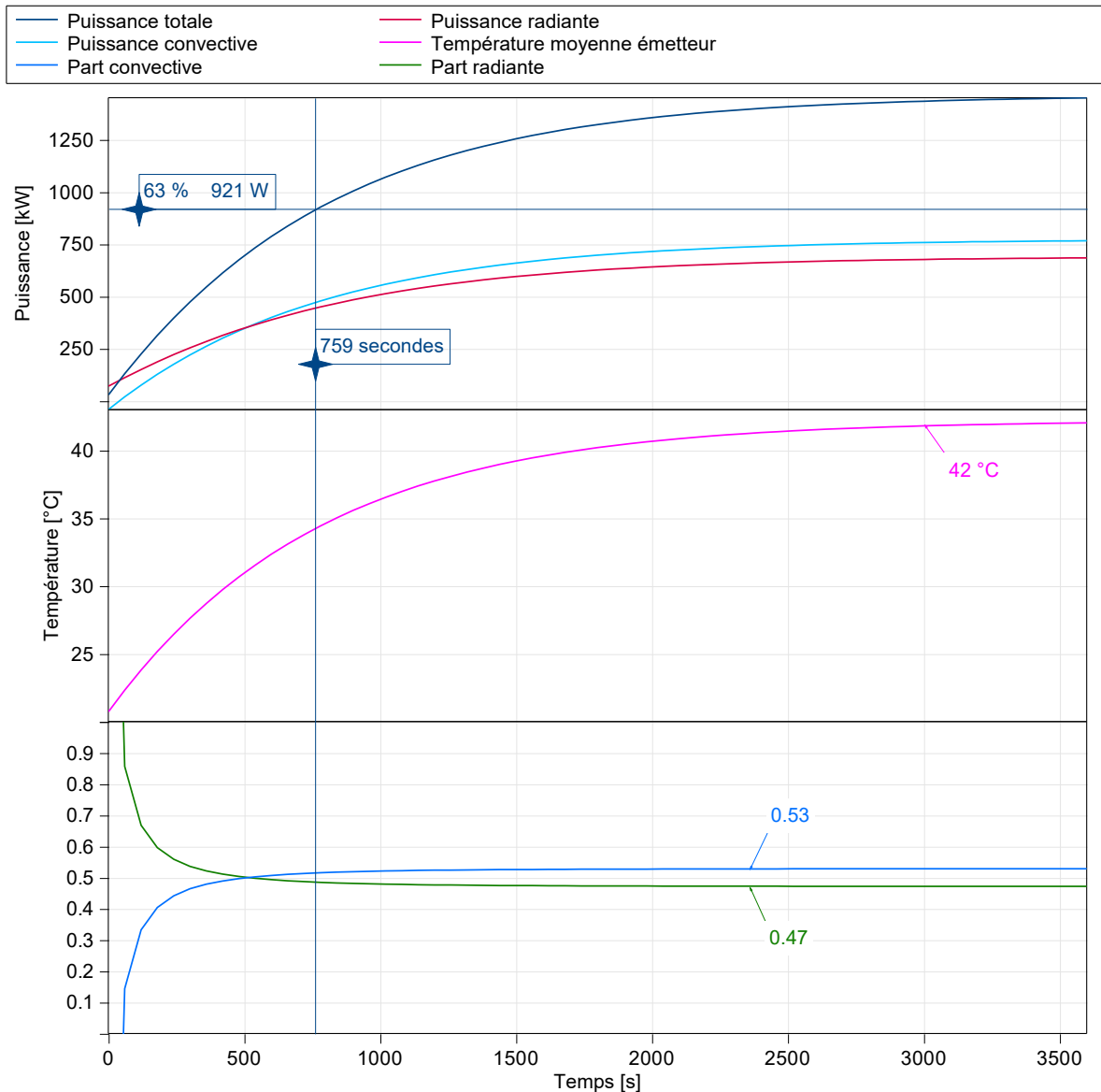


Figure 3-10 : Réponse indicielle du modèle de plafond rayonnant en puissance et en température en fonction du temps.

L'émetteur étant modélisé sous une forme de stock thermique, sa réponse à un échelon de commande s'apparente à celle d'un système purement capacitif dont la constante de temps τ est de 759 secondes, soit environ 13 minutes. Son temps de réponse à 5 % est donc de 3τ , soit environ 40 minutes. La température moyenne de l'émetteur se stabilise à environ 42 °C, ce qui est cohérent avec ses conditions normales d'utilisation, à savoir un régime d'eau 45/40 °C. On constate également que les parts radiative et convective varient fortement dans les premières minutes, alors que les puissances mises en jeu sont encore faibles, puis se stabilisent rapidement pour atteindre une répartition à 47 % radiative et 53 % convective. Afin de simplifier le modèle interne, l'émetteur pourrait être modélisé par un simple système du premier ordre auquel on associerait des parts radiative et convective fixes. Cette hypothèse semble convenable étant donné leurs variations sur un cycle de mise en chauffe. En revanche, ces dernières peuvent être également influencées par la température d'air et la température radiante de la zone. Leur sensibilité à des variations de température radiante a donc été évaluée. On constate sur la Figure 3-11 que les parts radiatives et convectives varient peu lorsque l'on fait varier la température radiante dans une plage de variation cohérente en saison de chauffe, à savoir entre 13 °C et 23 °C.

Notons que les observations faites sur les parts radiatives et convectives sont légèrement différentes des hypothèses prises au cours de la phase de calibration, à savoir une part radiative de 60 % et une part convective de 40 %. Le modèle n'a cependant pas été modifié en ce sens, ceci afin de garder un comportement correspondant aux observations et aux résultats obtenus au chapitre précédent.

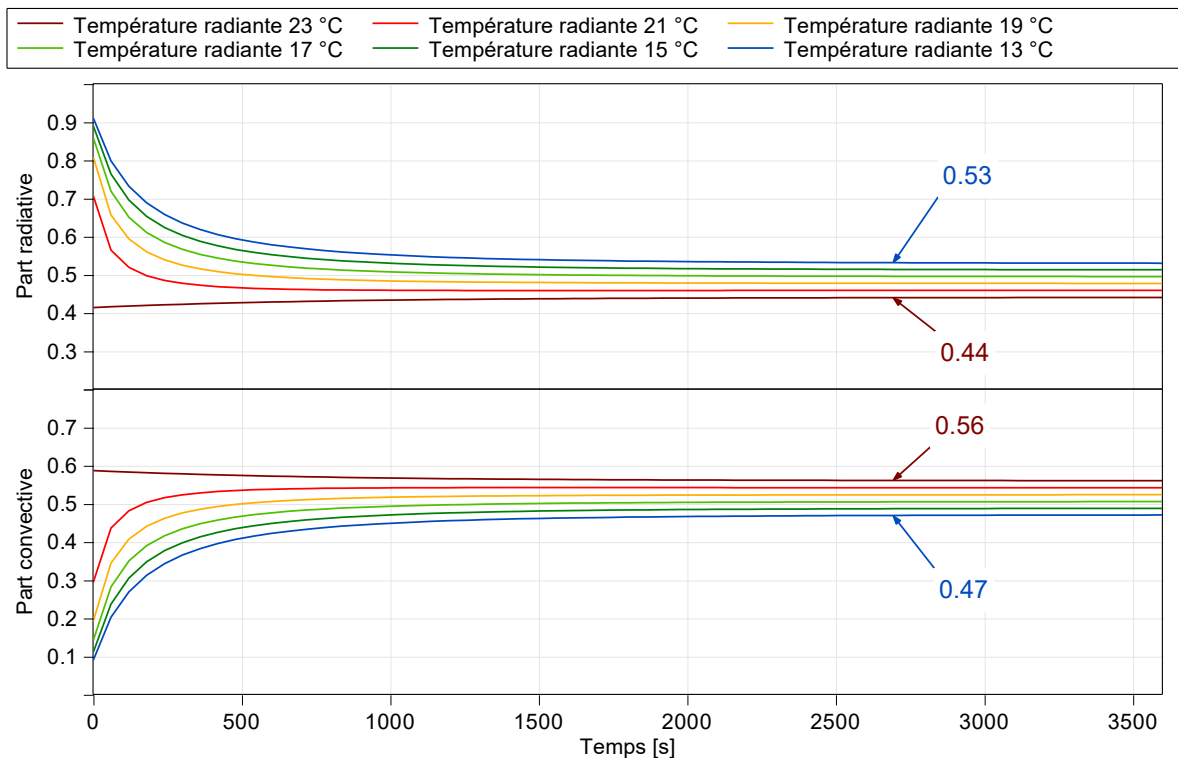


Figure 3-11 : Sensibilité des parts radiatives et convectives à des variations de la température radiante.

L'émetteur peut donc être modélisé au sein du modèle interne du contrôleur par un système du premier ordre associé à des parts radiative et convective fixes. Pour cela, un bloc Simulink permettant de simuler en temps discret la réponse indicielle d'un système numérique du premier ordre a été utilisé. Afin de limiter le nombre d'entrées du réseau de neurones, les puissances convective et radiative ne seront pas dissociées, seule la puissance totale sera considérée. La répartition convective/radiative pouvant être supposée constante, celle-ci sera implicitement apprise par le RN durant son apprentissage, basé sur des données générées avec une répartition à 50 % convective et 50 % radiative. Rappelons que cette simplification n'est faite que pour le modèle interne du contrôleur puisque nous conservons le modèle physique détaillé précédemment pour modéliser l'émetteur au cours de la co-simulation, comme indiqué sur la Figure 3-7.

L'organe de régulation, ici une V2V, contrôle le débit entrant dans l'émetteur. Son fonctionnement est basé sur la dilatation thermique d'un matériau thermosensible contrôlée par une résistance chauffante. Un tel fonctionnement ajoute de l'inertie au système, si bien qu'un temps d'ouverture de 2 minutes est généralement considéré. Celui-ci étant très court au regard du temps de réponse à 5 % de l'émetteur de 40 minutes, la V2V ne sera pas prise en compte dans le modèle interne du contrôleur.

Le contrôleur sera amené à contrôler la température opérative de la zone, calculée avec une part radiative de 0,2 et une part convective de 0,8 (cf. 2.5.3). Ce calcul sera donc intégré au modèle interne dont le fonctionnement est décrit sur la Figure 3-12.

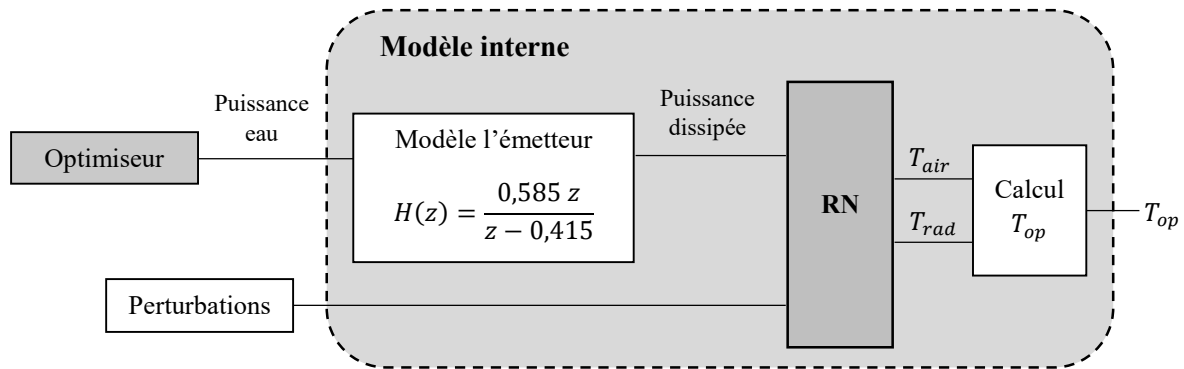


Figure 3-12 : Principe de fonctionnement du modèle interne du contrôleur prédictif permettant de déterminer la température opérative d'une zone.

Linéarisation

L'utilisation d'un modèle linéaire, ou linéarisé, associé à une fonction de coût de forme quadratique et à des contraintes définies par des inégalités linéaires, permet d'obtenir un problème d'optimisation quadratique où l'on cherche à minimiser une fonction convexe. Le fait de travailler avec une fonction convexe offre la certitude d'obtenir une solution optimale correspondant au minimum global, et ce quelle que soit l'initialisation, étant donné l'absence de minimums locaux. Par ailleurs, la linéarisation implique la définition d'un point d'équilibre autour duquel le modèle non-linéaire sera linéarisé. Le modèle ainsi obtenu sera de moins en moins valide à mesure que l'on s'éloigne de ce point d'équilibre. On veillera donc à ce que la linéarisation soit faite autour d'un point d'équilibre représentatif des conditions de fonctionnement auxquelles le contrôleur sera confronté. Dans notre cas, la linéarisation du modèle interne est effectuée par un outil dédié implémenté dans la *Model predictive control Toolbox* de Matlab. Les différentes étapes d'une linéarisation pour une application MPC sont abordées sous l'angle théorique dans [165].

3.2.2.3 Perturbations

Comme évoqué rapidement durant l'explication de la démarche (cf. § 3.2.1), les perturbations prises en compte par le contrôleur sont au nombre de six :

- Azimut
- Hauteur solaire
- Ventilation
- Température extérieure
- Rayonnement solaire total
- Vitesse de vent.

L'azimut et la hauteur solaire sont pris en compte en tant que perturbations afin de donner la possibilité au réseau de neurones de croiser ces informations avec le rayonnement solaire total pour connaître les apports internes solaires dans la zone. En effet, le rayonnement solaire total mesuré sur le toit ne constitue pas une information suffisante pour que le RN puisse déduire les apports internes résultant à l'intérieur de la zone. Ceux-ci dépendent en effet du positionnement des fenêtres (invariant au cours du temps et donc connu implicitement par le RN), ainsi que de la hauteur solaire (variation sur un cycle annuel), et de l'azimut (variation sur un cycle journalier). Parmi les perturbations intérieures, seule la ventilation est prise en compte à travers le débit insufflé dans la zone. Les perturbations extérieures sont quant à elle considérées à travers la prise en compte de la température extérieure, du rayonnement solaire total (somme du rayonnement direct et du rayonnement diffus) et de la vitesse de vent. Notons que pour un intervalle de commande donné, les valeurs de perturbations associées doivent être représentatives des conditions de fonctionnement sur la totalité de cet intervalle. Ainsi, pour un contrôleur fonctionnant avec un intervalle d'échantillonnage de 15 minutes, les valeurs de perturbations utilisées pour le calcul

à l'instant t doivent être représentatives des conditions de fonctionnement qui seront rencontrées sur les 15 prochaines minutes. Qu'elles soient issues de mesures comme dans le cas de perturbations parfaitement connues, ou de prédictions, leur calcul s'apparente donc à une moyenne glissante sur l'intervalle de commande. Pour rappel, les perturbations sont considérées comme étant parfaitement connues sur l'horizon de prédiction, ceci afin d'évaluer la performance « brute » du contrôleur, sans tenir compte d'éventuelles erreurs de prévision.

3.2.2.4 Paramètres du contrôleur

Afin de déterminer le temps de réponse du système, nécessaire au paramétrage du temps d'échantillonnage du contrôleur et de l'horizon de prédiction, l'évolution de la température opérative mesurée suite à un changement de consigne a été observée pour les quatre zones considérées. Des temps de réponse de l'ordre de 3 h ont été observés, ce qui est cohérent avec les observations faites sur la Figure 2-27, au cours du chapitre précédent. Un temps d'échantillonnage de 15 minutes a donc été choisi, impliquant un nombre de pas de temps $Z_{pred} = 12$ pour constituer un horizon de prédiction de 3 h, similaire au temps de réponse constaté. Un horizon de contrôle équivalent ($Z_{cont} = 12$) a été choisi dans un premier temps. Celui-ci pourra être réduit si le processus d'optimisation demande un temps de calcul trop élevé. Ces valeurs sont cohérentes avec les ordres de grandeurs habituellement constatés dans la littérature [159]. En effet, dans cette revue d'articles traitant des applications de contrôle prédictif à l'énergétique du bâtiment, la grande majorité des articles font état d'un horizon de prédiction compris entre 13 et 24 pas de temps. Afin d'optimiser le temps de calcul, une stratégie basée sur une longueur d'horizon variable a été explorée. L'idée est d'utiliser la longueur maximale de l'horizon à l'approche du changement de consigne, puis de la réduire au fur et à mesure que l'on se rapproche de ce dernier. Ainsi, seule la longueur minimale nécessaire au contrôleur pour « voir » le changement de consigne arriver est utilisée. Une longueur d'horizon minimum est conservée le reste du temps. Le test a été mené avec une longueur maximale égale à 12 pas de temps, et une longueur minimale réduite à 4 pas de temps. Les performances du contrôleur n'ont pas été dégradées mais le gain en temps de calcul reste minime puisqu'il s'élève à seulement 2 %. Par conséquent, une stratégie basée sur un horizon de taille fixe a été conservée.

Le modèle linéarisé étant associé à une fonction de coût de forme de quadratique et à des contraintes de formes linéaires, la situation s'apparente à un problème d'optimisation quadratique, ou *quadratic programming*. Nous avons donc utilisé l'algorithme d'optimisation KWIK [170], adapté aux problèmes d'optimisation quadratiques et implémenté par défaut dans la *Model predictive control Toolbox*. Bien que d'autres méthodes d'optimisation existent [159], permettant notamment de travailler avec des modèles non-linéaires ou avec une fonction de coût de forme linéaire, nous avons choisi l'optimisation quadratique pour sa simplicité et sa rapidité. Par ailleurs, notre objectif premier est d'évaluer l'intérêt relatif à l'utilisation de réseaux de neurones pour le contrôle prédictif. Si cela est avéré dans le cas de cette méthode, d'autres évolutions pourront être introduites dans des travaux ultérieurs.

Les valeurs des poids w_i^T , w_i^u et w_i^{Au} décrits précédemment (cf. § 3.2.2.1) sont fixées dynamiquement sur l'horizon de prédiction. Cette stratégie découle du besoin d'avoir des comportements du contrôleur différents selon les phases dans lesquelles on se trouve. On peut effectivement distinguer trois phases différentes, représentées sur la Figure 3-13 et détaillées ci-dessous :

- Durant la phase de montée, la température opérative est laissée à sa libre évolution, le contrôleur a donc pour ordre d'ignorer la consigne, cela se traduit par un poids w_i^T nul. Il a également pour objectif de minimiser la puissance émise lors de la montée en température via l'utilisation du poids w_i^u . Par ailleurs, afin d'obtenir un comportement stable et une évolution plus lisse de la température, le poids w_i^{Au} , agissant sur la variation de commande, pourra être utilisé.

- Durant la phase d'occupation, l'objectif est de suivre la température de consigne, on utilisera pour cela le poids w_i^T . On ne cherchera pas durant cette phase à minimiser la puissance, l'objectif premier étant la garantie du confort. Le poids sur la variable de contrôle w_i^u sera donc fixé à zéro. Enfin, on cherchera également à stabiliser le contrôleur via l'utilisation du poids $w_i^{\Delta u}$.
- Durant la phase de descente, comme pour la phase de montée, l'objectif n'est plus de suivre la consigne de température, le poids w_i^T sera donc nul. On cherchera avant tout à minimiser la puissance émise en utilisant le poids w_i^u . En revanche, à la différence des autres phases, la variation de commande ne sera ici pas pénalisée à travers le poids $w_i^{\Delta u}$, ceci afin d'obtenir une baisse de puissance instantanée dès la sortie de la phase d'occupation.

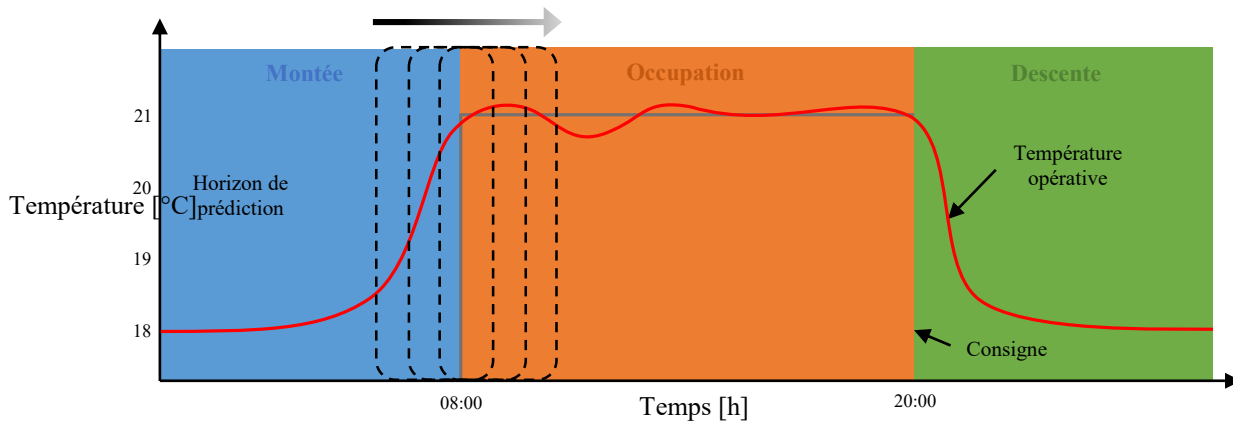


Figure 3-13 : Les différentes phases de fonctionnement du contrôleur.

Les comportements souhaités durant les différentes phases de fonctionnement sont résumés dans le Tableau 3-3.

	Suivi de consigne (poids w_i^T)	Minimisation de la puissance (poids w_i^u)	Stabilité du contrôleur (poids $w_i^{\Delta u}$)
Montée	Non	Oui	Oui
Occupation	Oui	Non	Oui
Descente	Non	Oui	Non

Tableau 3-3 : Comportement du contrôleur en fonction des phases de fonctionnement.

Ainsi, les valeurs des poids sont fixées dynamiquement en fonction de la position de la fenêtre glissante. Si celle-ci est par exemple située à cheval sur deux phases différentes, la valeur assignée à un poids donné changera au moment du passage d'une phase à l'autre. Les valeurs attribuées à chaque poids selon les différentes phases de fonctionnement devront faire l'objet d'un ajustement de manière empirique jusqu'à obtention du comportement désiré. Les valeurs finales seront données lors de la présentation des résultats (cf. § 3.4.4). Le Tableau 3-4 présente une synthèse des différentes caractéristiques et paramètres du contrôleur prédictif.

Fonction de coût	Forme quadratique
Modèle interne	Modèle physique (émetteur) + RN (zone) Forme linéaire après linéarisation
Algorithme d'optimisation	KWIK [170]
Nombre de perturbations	6
Temps d'échantillonnage	15 minutes
Horizon de prédiction	3 h (12 pas de temps)
Horizon de contrôle	3 h (12 pas de temps)

Tableau 3-4 : Synthèse des caractéristiques et paramètres du contrôleur prédictif

3.3 Développement du réseau de neurones comme élément du modèle interne

3.3.1 Choix du réseau de neurones et de ses paramètres

Le comportement thermique d'une zone met en jeu des phénomènes physiques inertiels et donc fortement dépendants du temps. La modélisation d'un tel système par le biais d'un réseau de neurone implique donc que ce dernier soit capable de tenir compte de l'aspect temporel, et ce dans des échelles de temps de l'ordre de quelques heures.

Les réseaux de neurones de type NARX permettent de remplir cet objectif. En effet, il a été prouvé qu'ils sont particulièrement efficaces pour représenter des systèmes présentant un aspect inertiel sur des durées importantes [171] en comparaison avec d'autres réseaux récurrents. Un réseau de type NARX tel qu'illustré sur la Figure 3-14 s'apparente à un réseau de type TDNN auquel une boucle de rétroaction, elle aussi retardée, a été ajoutée à l'extérieur du réseau. Cela lui permet ainsi de tenir compte des états passés du système via l'utilisation des sorties passées du réseau comme entrées, tout en gardant une structure interne de type *feed-forward*, c'est-à-dire sans connexions récurrentes. La représentation d'un système par un réseau de neurones de type NARX peut alors s'exprimer selon l'équation (Eq.3.12) :

$$Y_{pred}(t) = f[X(t), X(t-1), \dots, X(t-r_X), Y_{pred}(t-1), Y_{pred}(t-2), \dots, Y_{pred}(t-r_Y)] \quad (\text{Eq.3.12})$$

Avec :

- $Y_{pred}(t)$ le vecteur composé des sorties calculées par le réseau à l'instant t ;
- $X(t)$ le vecteur composé des entrées mesurées à l'instant t ;
- r_X le retard sur les entrées ;
- r_Y le retard sur les sorties rebouclées.

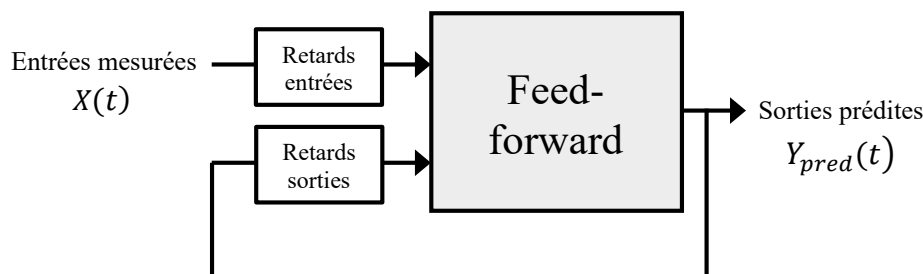


Figure 3-14 : Schéma global d'un réseau de neurones de type NARX en boucle fermée.

Si l'on considère un réseau NARX à une couche cachée constitué de n entrées et m sorties, celui-ci peut être représenté comme illustré sur la Figure 3-15.

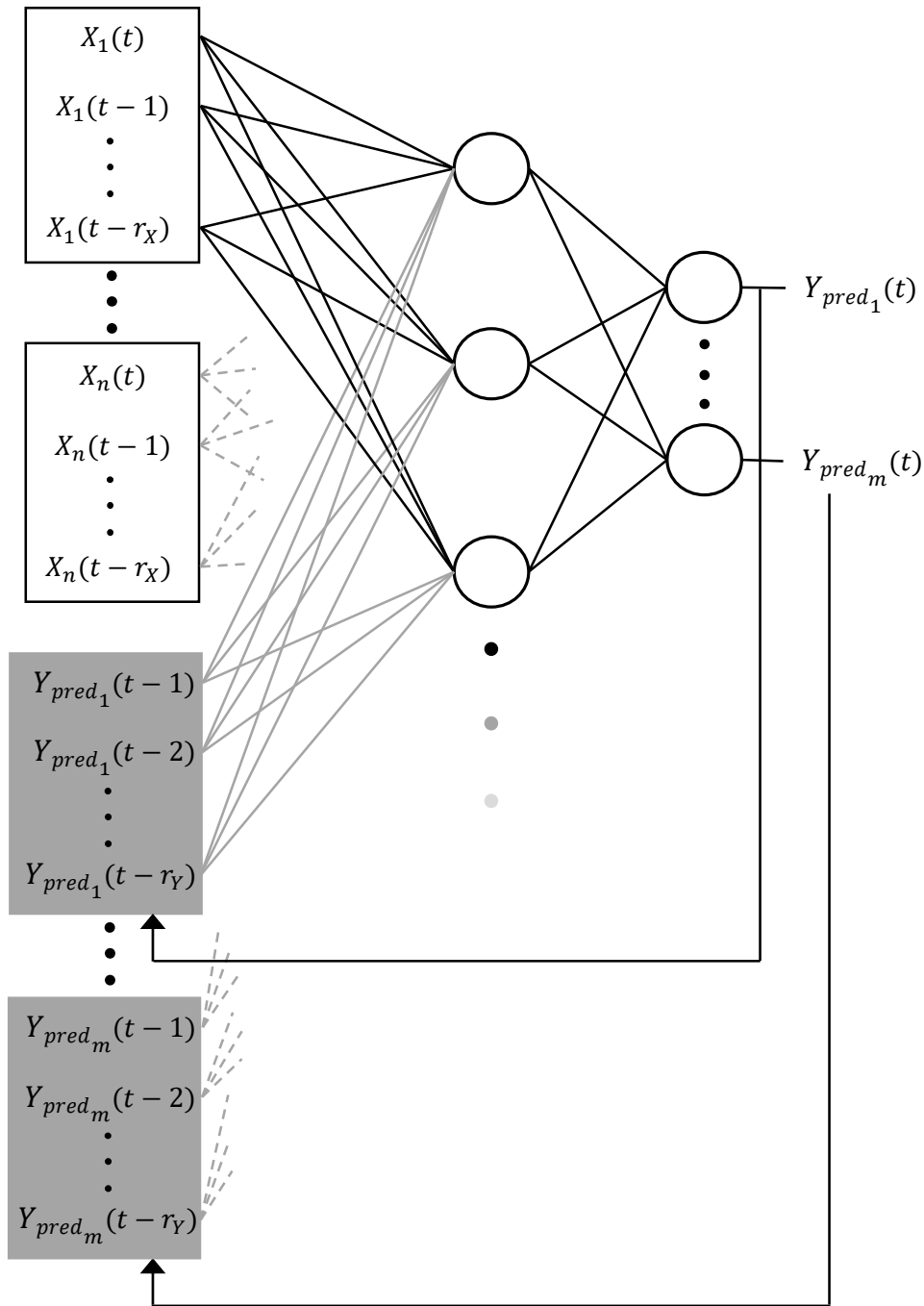


Figure 3-15 : Schéma détaillé d'un réseau de neurones de type NARX.

L'algorithme d'apprentissage retenu est celui de Levenberg-Marquardt, une étude comparative avec d'autres algorithmes a en effet montré que celui-ci converge rapidement et amène à de meilleurs résultats pour la prédiction de données temporelles [172]. Une comparaison des différents algorithmes d'apprentissage disponibles sous Matlab a montré des résultats similaires [173]. La robustesse de cet algorithme et sa capacité à converger rapidement vers de bons minimums locaux sont également mises en avant dans [31]. L'initialisation des poids et des biais sera faite en utilisant l'algorithme de Nguyen-Widrow [55]. De par l'utilisation d'une boucle permettant d'utiliser les sorties passées comme entrées, l'apprentissage des réseaux de type NARX présente une spécificité. Il est en effet recommandé d'effectuer celui-ci en configuration dite « boucle ouverte » [162], comme représenté sur la Figure 3-16.

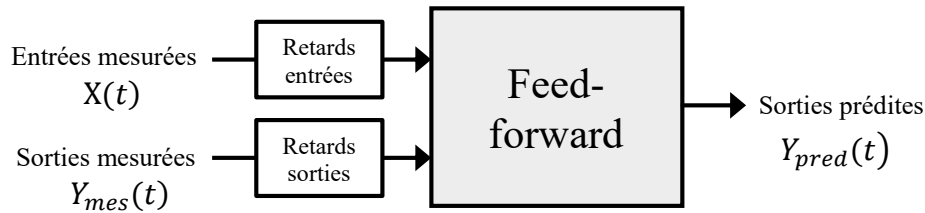


Figure 3-16 : Schéma global d'un réseau de neurones de type NARX en boucle ouverte.

Dans cette configuration, les sorties utilisées en entrée du réseau sont celles mesurées et non pas celles prédites par le réseau. Le réseau est alors défini selon l'équation (Eq.3.13) :

$$\hat{Y}(t) = f[X(t), X(t - 1), \dots, X(t - r_X), Y_{mes}(t - 1), Y_{mes}(t - 2), \dots, Y_{mes}(t - r_Y)] \quad (\text{Eq.3.13})$$

Avec $Y_{mes}(t)$ le vecteur composé des sorties mesurées à l'instant t .

L'utilisation des sorties mesurées plutôt que celles prédites par le réseau permet un meilleur apprentissage. En effet, dans le cas contraire, l'erreur contenue dans les sorties calculées serait réinjectée en entrée et accumulée durant tout le processus d'apprentissage. Cela permet également d'entraîner le réseau dans une configuration purement *feed-forward* permettant ainsi d'accélérer l'apprentissage. Une fois l'apprentissage terminé, le réseau peut passer en configuration « boucle fermée » comme représenté sur la Figure 3-14 et est prêt à être utilisé. Lors du premier pas de calcul, les r_Y valeurs de sorties utilisées en entrées sont des sorties mesurées. Celles-ci seront remplacées une à une par les valeurs calculées. À partir de l'instant $t = r_Y + 1$, les sorties utilisées en entrées seront exclusivement issues du calcul.

La fonction d'activation utilisée pour les neurones de la couche cachée sera la fonction tangente hyperbolique telle que définie par l'équation (Eq.1.2) dans la section 1.3. Celle-ci est en effet particulièrement adaptée aux applications de régression [174]. Concernant les neurones de la couche de sortie, la fonction identité sera utilisée. Celle-ci est de forme linéaire et est également bien adaptée à notre application [31,174]. Les différentes caractéristiques choisies pour notre cas d'étude sont résumées dans le Tableau 3-5. La structure finale choisie est donc un réseau de type NARX à sept entrées et une sortie tel que représenté sur la Figure 3-17. Afin de limiter le nombre d'outils différents utilisés, les réseaux de neurones seront également mis en œuvre sur le logiciel Matlab via la *Neural Network Toolbox* [175].

Type de réseau de neurones	NARX
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt
Algorithme d'initialisation	Nguyen-Widrow
Fonction d'activation des neurones cachés	Tangente hyperbolique
Fonction d'activation des neurones de sortie	Identité

Tableau 3-5 : Caractéristiques des réseaux de neurones.

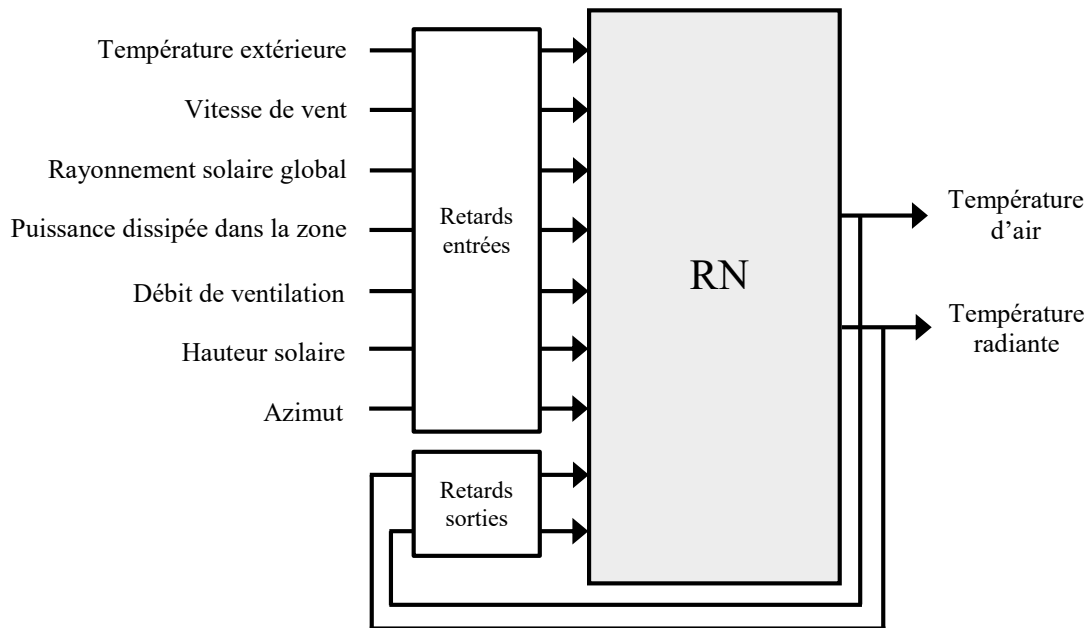


Figure 3-17 : Schéma global du réseau choisi.

3.3.2 Génération des données d'apprentissage

L'intervalle d'échantillonnage choisi pour le contrôleur étant de 15 minutes, le réseau de neurones sera construit grâce à des données également échantillonnées à 15 minutes. Puisqu'il est nécessaire de mettre au point un contrôleur par zone, le processus de développement décrit ci-après a été mené quatre fois. Par soucis de lisibilité, les données présentées dans la suite de cette partie sont celles concernant le bureau H2N.2 uniquement. La même méthode est utilisée pour générer les données d'entraînement des trois autres zones de test.

3.3.2.1 Utilisation de données simulées

Comme évoqué dans la section 1.6, les données d'entraînement utilisées pour l'apprentissage d'un réseau de neurones représentent un enjeu majeur pour la création d'un RN présentant de bonnes capacités de généralisation. Celles-ci peuvent être issues de mesures sur le système à modéliser ou d'un modèle calibré du système. Travailler sur des données mesurées directement sur le système permet de s'affranchir de devoir créer puis calibrer un modèle, l'utilisateur s'expose cependant aux problématiques liées à l'utilisation de données mesurées. Lorsque l'on dispose d'un modèle calibré, le fait d'utiliser des données issues de la simulation et donc de ne plus être tributaire du stock de données issues du monitoring disponible à un instant donné présente de nombreux intérêts :

- Cela permet de pouvoir s'affranchir de tout problème de qualité inhérent à l'utilisation de données mesurées (bruit de mesure, perte de données, etc.). La gestion de ces problèmes se faisant très souvent au cas par cas, le gain de temps est alors significatif.
- La représentativité des données mesurées reste limitée au cadre d'utilisation spécifique du bâtiment pendant la période de mesure. L'utilisation d'un bâtiment étant très similaire au cours du temps, les données sont représentatives de conditions de fonctionnement très spécifiques. Un RN entraîné sur ces données ne présentera donc pas de bonnes capacités de généralisation. L'utilisation de données simulées permet de s'affranchir de ce problème puisque le modèle peut être excité sur l'intégralité du domaine de variation des variables d'entrée. Les sorties ainsi calculées seront représentatives de l'ensemble des conditions d'utilisation possibles du bâtiment. On obtient ainsi un RN robuste aux bonnes capacités de généralisation ne nécessitant a priori pas de réentraînement lors de variations d'utilisation.

- L'obtention de nouvelles données n'est plus limitée par le temps nécessaire à leur acquisition. L'utilisateur peut choisir à tout moment de générer de nouvelles données et est seulement limité par le temps nécessaire à la simulation et au traitement de ces dernières.
- L'utilisateur n'est pas limité dans le choix des données d'entrée et peut choisir de considérer de nouvelles variables parmi les multiples sorties disponibles lors d'une simulation.
- Comme évoqué dans la section 1.6.1, des données corrélées peuvent perturber et ralentir l'apprentissage. Or, on observe une corrélation importante entre certaines données de monitoring du fait de l'utilisation normale du bâtiment. Des grandeurs contrôlées sur une même variable, telles que le chauffage et la ventilation contrôlés sur l'occupation, seront ainsi fortement corrélées. Ce problème peut être contourné en excitant le modèle à l'aide de données d'entrées délibérément décorrélées de manière à obtenir des sorties également décorrélées.

Nous avons prévu dans le cadre de ce travail d'effectuer nos tests sur modèle calibré, et non sur le système réel, à savoir le bâtiment Higashi. Le réseau de neurones étant destiné à être mis en œuvre sur le modèle uniquement, celui-ci sera entraîné avec des données issues du même modèle. Nous utiliserons donc le modèle calibré au chapitre précédent pour générer par simulation pour chaque zone un profil de température d'air et un profil de température radiante, qui seront les sorties du RN, en fonction de plusieurs perturbations en entrée de la simulation, qui seront les entrées du RN.

3.3.2.2 *Jeu d'entraînement*

Lorsque cela est possible, l'objectif est de générer un signal décalé des autres mais également cohérent avec la dynamique réelle de la variable et le domaine de variation constaté pour l'application future. Les données ont été générées au pas de temps de 15 minutes sur une année, soit 35 040 données par variable.

Puissance de chauffage

Les conditions suivantes ont été appliquées pour générer le profil de puissance émise dans la zone dont un aperçu pour le bureau H2N.2 est visible sur la Figure 3-18 :

- Le signal peut varier aléatoirement entre une valeur minimum et une valeur maximum, typiquement entre zéro et la puissance nominale. Cela permet de couvrir l'intégralité du domaine de variation.
- La valeur du signal peut rester constante d'un pas de temps sur l'autre pendant une durée variant aléatoirement entre une durée minimum et maximum, ici entre la durée d'un pas de temps et 12 h. Cela permet de générer une température de zone présentant une dynamique cohérente avec la réalité.
- Un retour à zéro est appliqué de manière aléatoire pendant une durée variant aléatoirement entre une durée minimum et maximum.

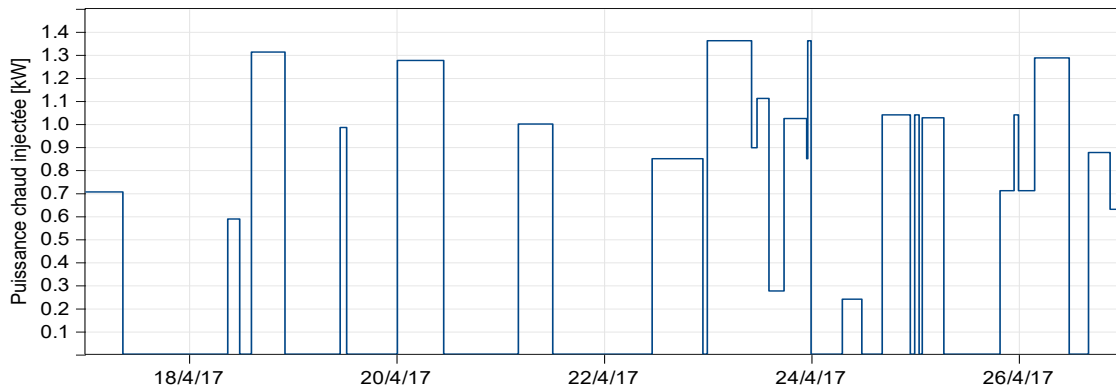


Figure 3-18 : Aperçu du profil de puissance générée et utilisé pour l'apprentissage.

Ventilation

La même procédure a été appliquée pour générer le profil de débit de ventilation, dont un aperçu pour le bureau H2N.2 est visible sur la Figure 3-19.

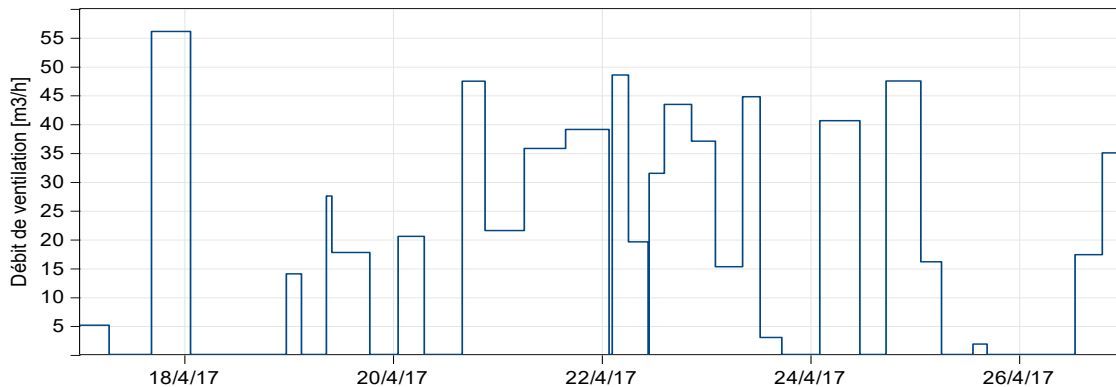


Figure 3-19 : Aperçu du profil de débit de ventilation générée et utilisé pour l'apprentissage.

Vitesse de vent

Concernant la vitesse de vent, seule la première étape permettant de borner le signal est appliquée puisqu'une génération aléatoire convient bien pour la représentation de cette grandeur particulièrement instable. Le profil ainsi généré est visible sur la Figure 3-20. Notons que la direction du vent n'est pas prise en compte, car l'objectif est de donner au RN la possibilité de tenir compte des infiltrations, et que celles-ci sont prises en compte dans les données d'apprentissage via l'utilisation de la corrélation décrite au chapitre précédent (cf. § 2.5.4.4) qui dépend uniquement de la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur et de la vitesse de vent.

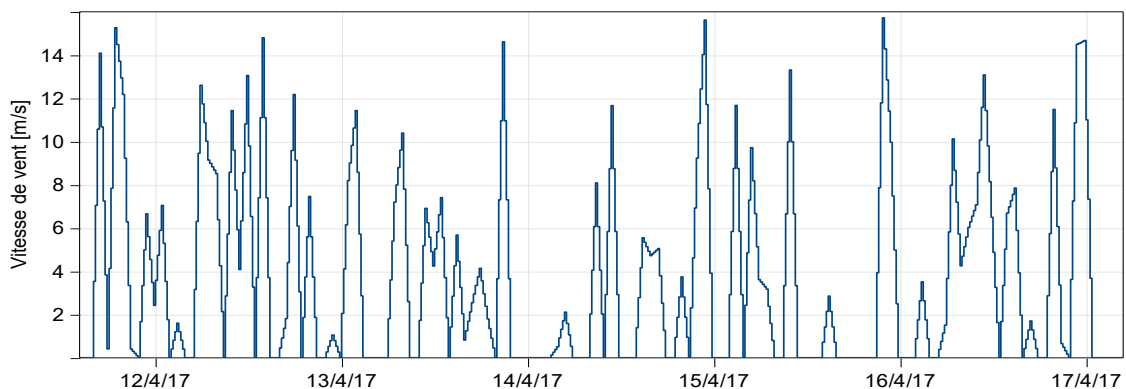


Figure 3-20 : Aperçu du profil de vitesse de vent générée et utilisé pour l'apprentissage.

Température extérieure

Pour la température extérieure, un signal composé d'une sinusoïde représentant la variabilité saisonnière, d'une sinusoïde représentant la variabilité journalière et d'un bruit aléatoire a été généré selon l'équation (Eq.3.14) :

$$T_{ext}(t) = sin_{ss}(t) + sin_{jr}(t) + Bruit(t) \quad (Eq.3.14)$$

La sinusoïde saisonnière est définie selon l'équation (Eq.3.15) :

$$sin_{ss}(t) = \Delta T_{ss} + (Amp_{ss} + \Delta Amp_{ss}) \sin\left(\frac{2\pi}{Pd_{ss}}t + \varphi_{ss}\right) \quad (Eq.3.15)$$

Avec :

- ΔT_{ss} le décalage en ordonnée annuel en [°C] ;
- Amp_{ss} l'amplitude saisonnière en [°C] ;
- ΔAmp_{ss} la variation aléatoire périodique d'amplitude saisonnière en [°C] ;
- Pd_{ss} la période saisonnière en [h] ;
- φ_{ss} le déphasage saisonnier en [rad].

Similairement, pour l'oscillation journalière (Eq.3.16) :

$$sin_{jr}(t) = (Amp_{jr} + \Delta Amp_{jr}) \sin\left(\frac{2\pi}{Pd_{jr}}t + \varphi_{jr}\right) \quad (Eq.3.16)$$

Avec :

- Amp_{jr} l'amplitude journalière en [°C] ;
- ΔAmp_{jr} la variation aléatoire périodique d'amplitude journalière en [°C] ;
- Pd_{jr} la période annuelle en [h] ;
- φ_{jr} le déphasage journalier en [rad].

Les amplitudes saisonnière et journalière peuvent varier aléatoirement à chaque période d'une valeur ΔAmp comprise dans un intervalle prédéfini. Le bruit prend des valeurs aléatoires comprises dans l'intervalle $[-1, +1]$. Les paramètres des sinusoïdes sont résumés dans le Tableau 3-6 et les sinusoïdes annuelle et journalière ainsi que le bruit ainsi générés sont visibles sur les Figure 3-21, Figure 3-22, et Figure 3-23.

	Sinusoïde saisonnière	Sinusoïde journalière
Décalage en ordonnée ΔT en [°C]	15	0
Amplitude Amp en [°C]	23	5
Variation d'amplitude ΔAmp [°C]	$[-4, +4]$	$[-2, +2]$
Période Pd en [h]	8760/4	24
Déphasage φ en [rad]	$3\pi/2$	$3\pi/2$

Tableau 3-6 : Paramètres utilisés pour la génération du profil de température extérieure utilisé pour l'apprentissage.

La période de la sinusoïde saisonnière a été compressée afin d'obtenir plusieurs oscillations sur une même année de simulation, ceci afin d'accroître la représentativité de la donnée. Notons qu'une stratégie similaire à celle employée pour la puissance n'est pas envisageable pour cette grandeur. En effet, une variation aléatoire rapide de la température extérieure aurait résulté en de très faibles variations de la température intérieure du fait de l'inertie du bâtiment, limitant ainsi le domaine d'apprentissage du RN.

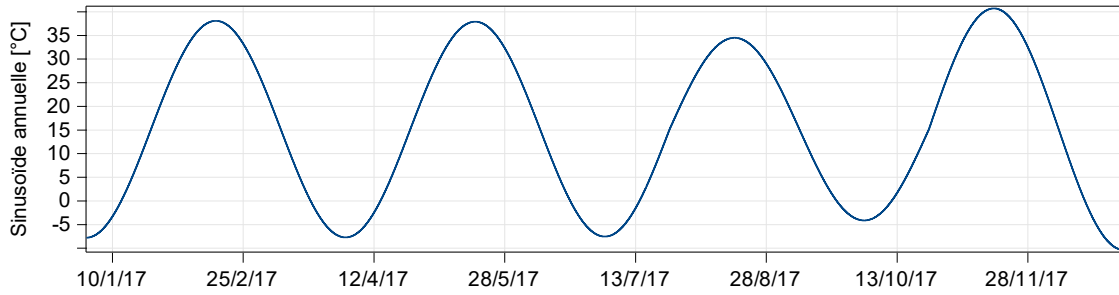


Figure 3-21 : Sinusoïde annuelle utilisée pour la génération du profil de température extérieure.

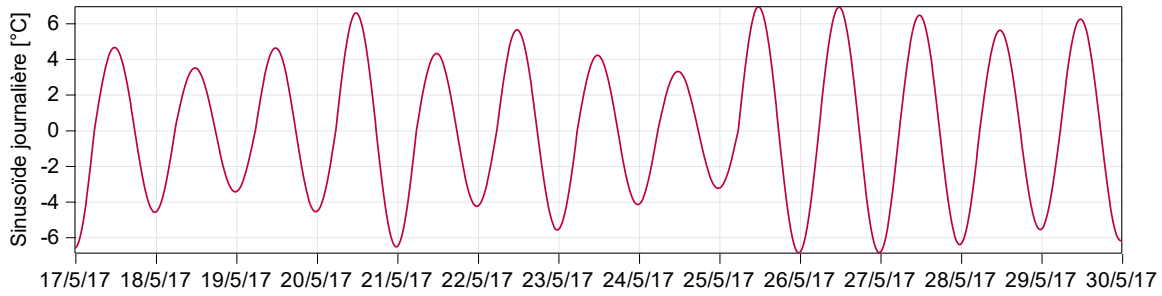


Figure 3-22 : Aperçu de la sinusoïde journalière utilisée pour la génération du profil de température extérieure.

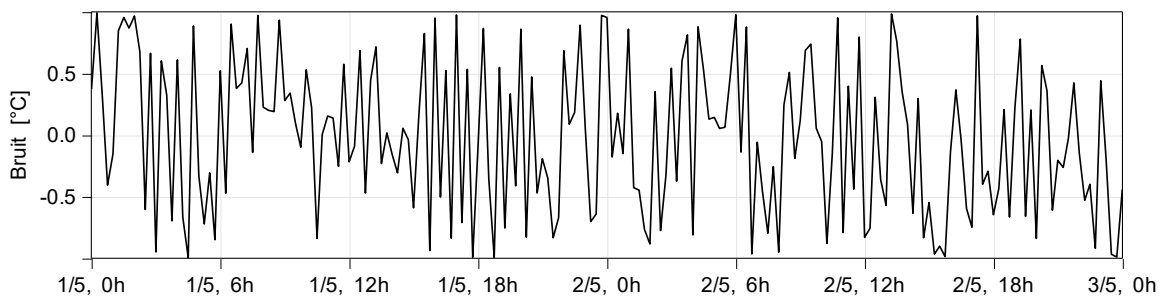


Figure 3-23 : Aperçu du bruit utilisé pour la génération du profil de température extérieure.

La série annuelle de température extérieure obtenue par la superposition des trois séries précédemment décrites est visible de manière globale sur la Figure 3-24 et de manière détaillée sur la Figure 3-25.

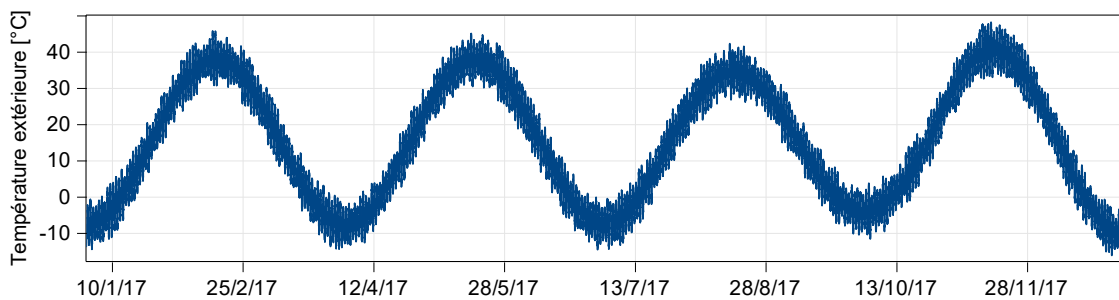


Figure 3-24 : Profil de température extérieure généré pour l'apprentissage.

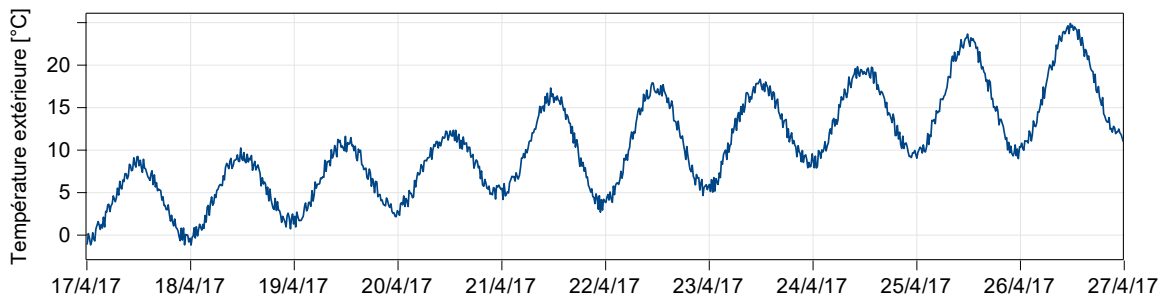


Figure 3-25 : Aperçu du profil de température extérieure généré pour l'apprentissage.

Rayonnement solaire total

Une méthode similaire est utilisée pour générer le profil de rayonnement solaire total où une sinusoïde saisonnière est multipliée par une composante aléatoire. La période de la sinusoïde saisonnière est également compressée en veillant à garder un déphasage avec l'oscillation de la température extérieure afin de conserver des données décorrélées. Le profil de rayonnement ainsi généré est visible de manière globale sur la Figure 3-26 et de manière détaillée sur la Figure 3-27.

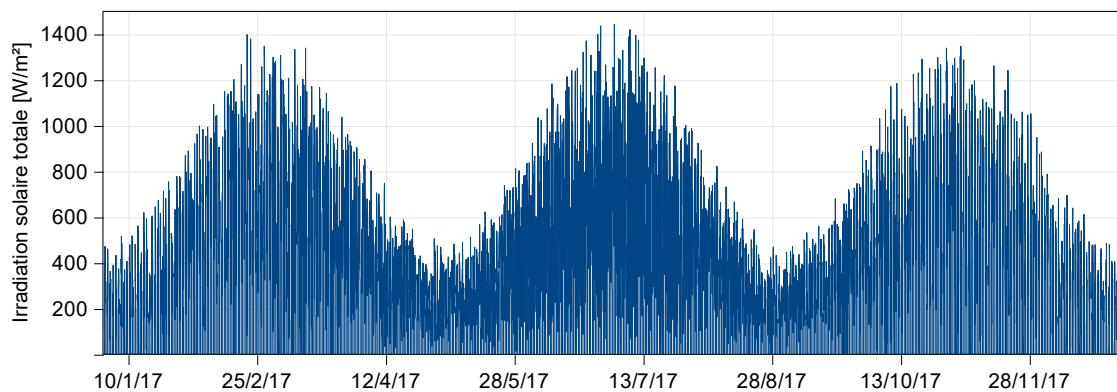


Figure 3-26 : Profil de rayonnement solaire total généré pour l'apprentissage.

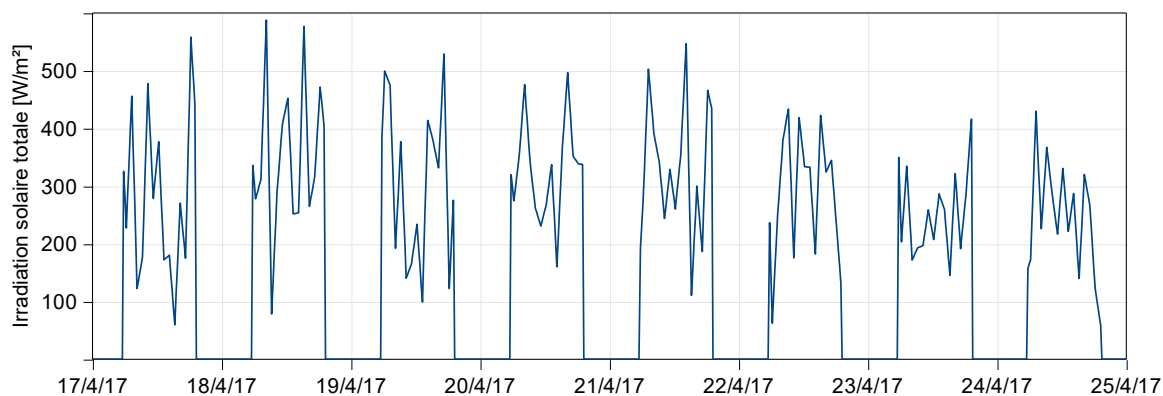


Figure 3-27 : Aperçu du profil de rayonnement solaire total généré pour l'apprentissage.

Azimet et hauteur solaire

L'azimet et la hauteur solaire dépendent de la position géographique du bâtiment, ce ne sont pas des entrées de la simulation sous EnergyPlus, par conséquent il est inutile de générer artificiellement un profil pour ces variables. Nous sommes donc contraints d'utiliser leurs évolutions naturelles. Cela ne devrait pas impacter la capacité du réseau à fournir des résultats satisfaisants puisque les évolutions respectives de chacune de ces variables sont naturellement décorrélées des autres. Par ailleurs, les valeurs utilisées pour le jeu d'entraînement seront les mêmes que pour les jeux de validation et de test.

3.3.2.3 *Jeu de validation*

Comme expliqué dans la section 1.6.4, il est fortement recommandé d'utiliser un jeu de données dit de « validation » afin de se prémunir du problème de sur-apprentissage. Celui-ci a été obtenu en excitant le modèle avec des données représentant une utilisation normale du bâtiment. Bien qu'effectué sur des données générées automatiquement, l'apprentissage du RN est donc orienté de manière à présenter de bonnes performances dans le cas d'un bâtiment en utilisation normale. Les données sont issues d'une année de simulation au pas de temps de 15 minutes, soit 35 040 points, menée avec le fichier météo utilisé en phase de conception du projet Hikari, généré grâce au logiciel Meteonorm. Les données d'entrée et de sortie utilisées comme jeu de validation sont visibles sur la Figure 3-28 et la Figure 3-29.

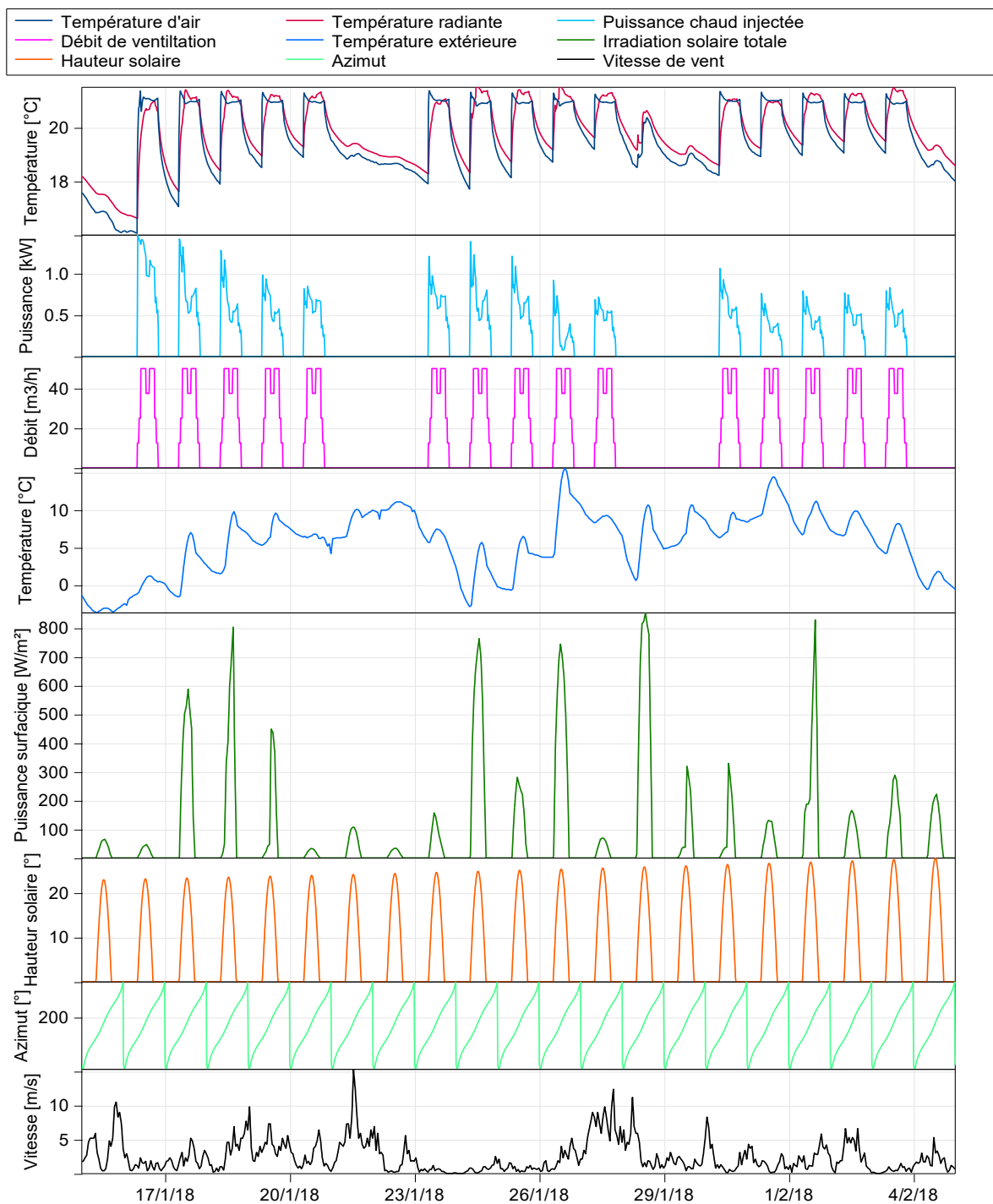


Figure 3-28 : Aperçu des données de validation.

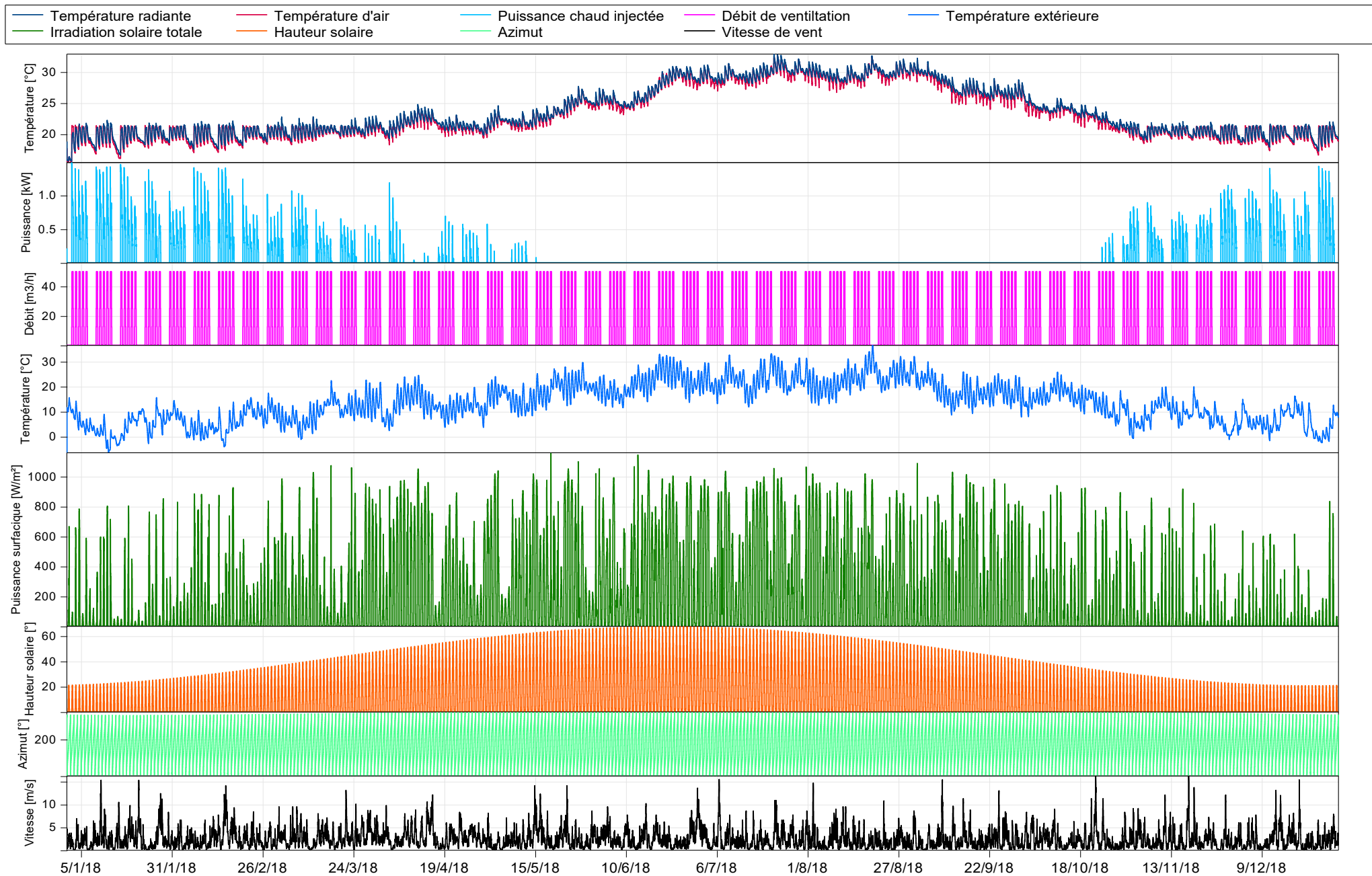


Figure 3-29 : Données de validation.

3.3.2.4 *Jeu de test*

Un troisième jeu de données dit de « test » a été généré afin de disposer d'une base de données neutre non utilisée pour l'apprentissage. Ces données pourront ainsi être utilisées pour évaluer la performance du réseau ou comparer différentes structures entre elles. Les données sont issues d'un an de simulation au pas de temps de 15 minutes, soit 35 040 points, menée avec un fichier météo construit à l'aide des données mesurées sur site. Les données d'entrée et de sortie utilisées comme jeu de test sont visibles sur la Figure 3-30 et la Figure 3-31.

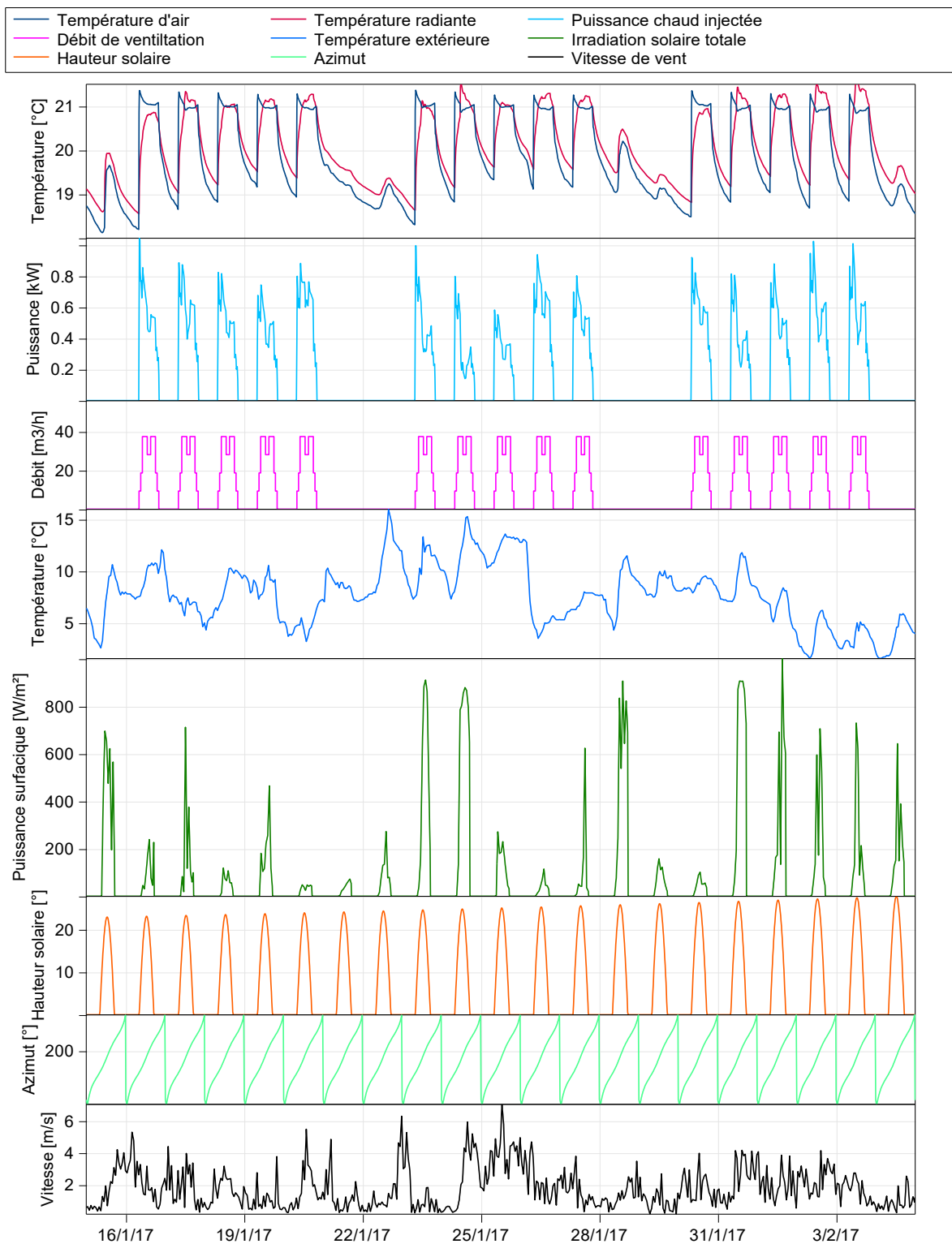


Figure 3-30 : Aperçu des données de test.

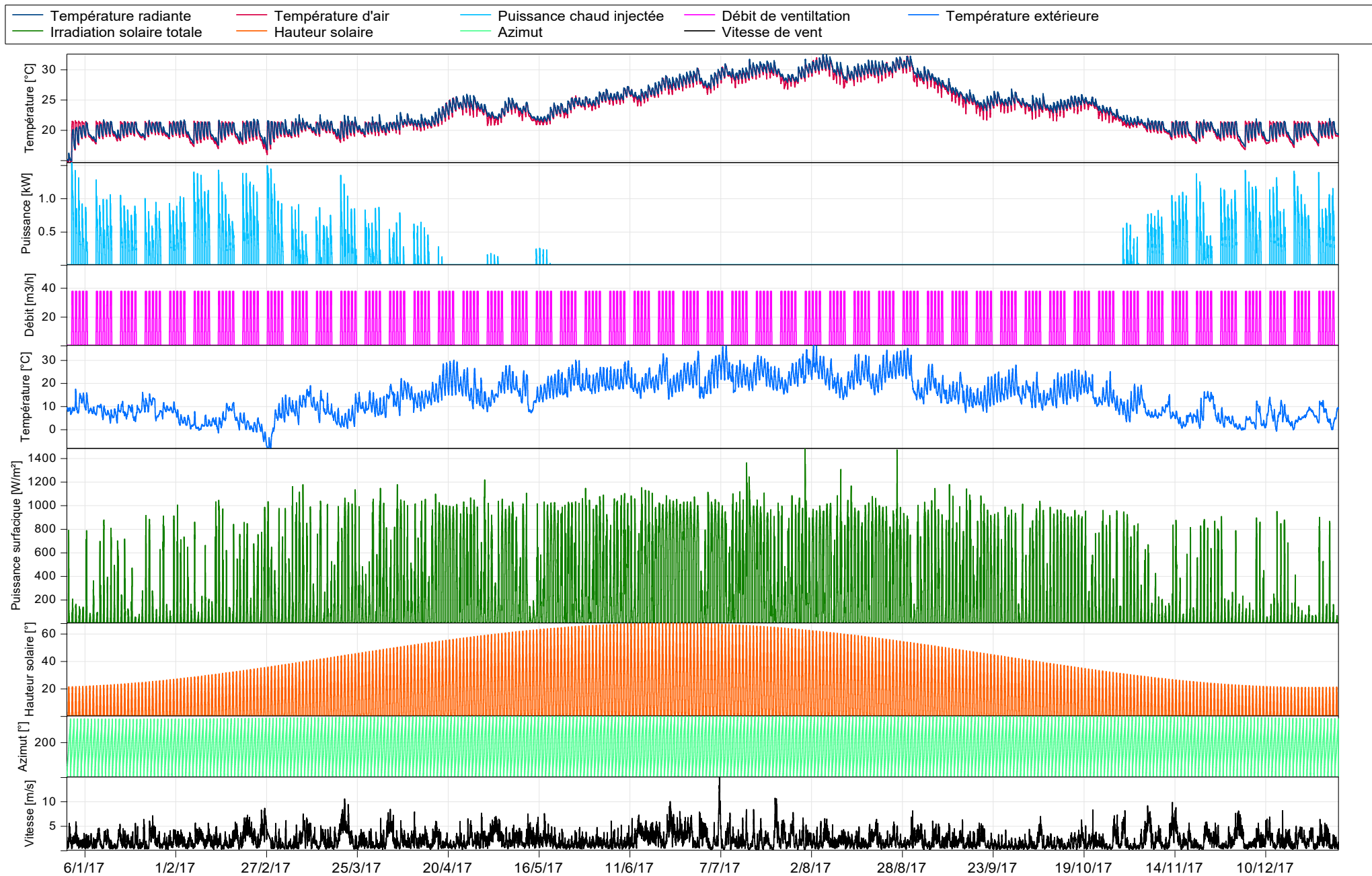


Figure 3-31 : Données de test.

L'intégralité des données constituant les jeux d'apprentissage, de test, et de validation, est ensuite normalisée dans l'intervalle $[-1, +1]$, selon l'équation (Eq.1.4) pour les raisons énoncées dans la section 1.6.3.

3.3.3 Optimisation de la structure du réseau de neurones

Comme évoqué précédemment dans la section 1.6.5, il n'existe pas de loi universelle permettant de déterminer la structure optimale d'un RN. Par conséquent, un processus itératif décrit sur la Figure 3-32 similaire à ceux utilisés dans [46,47] a été mis en place. Celui-ci permet de déterminer le nombre de neurones dans la couche cachée ainsi que le nombre de délais sur les entrées et les sorties rebouclées. Il consiste à tester successivement chaque structure parmi lesquelles la meilleure sera choisie selon un critère de performance. La procédure pourrait être étendue à la détermination du nombre de couches cachées mais le choix a été fait de limiter le RN à une seule couche cachée dans un premier temps. En effet, le nombre d'entrées est relativement réduit et un RN à une seule couche cachée est théoriquement capable d'approximer n'importe quelle fonction [25,26]. Dans le cas où les résultats ne seraient pas satisfaisants, l'ajout de couches supplémentaires pourra être considéré.

L'intervalle de recherche du nombre de neurones doit être préalablement fixé par l'utilisateur. Même si le nombre optimal de neurones n'est pas directement déterminable, il est admis qu'un nombre trop bas ou trop élevé ne produira pas de bons résultats. Ainsi, afin de fixer un intervalle de recherche correctement dimensionné permettant d'optimiser le temps de calcul, il sera possible de s'appuyer sur des estimations pouvant être faites à partir de règles de bonnes pratiques énoncées dans la section 1.6.5. Pour notre application comportant sept entrées et deux sorties ($Nb_e = 7$ et $Nb_s = 2$), l'application de ces règles donne un nombre de neurones dans la couche cachée Nb_{cc} compris entre 3 et 6, comme illustré dans le Tableau 3-7.

Méthode	Formule	Résultat	Nombre de neurones
Li <i>et al.</i> [42]	$Nb_{cc} = \frac{\sqrt{1 + 8Nb_e} - 1}{2}$	3,3	3
Tamura et Tateishi [43]	$Nb_{cc} = Nb_e - 1$	6	6
Shibata et Ikeda [44]	$Nb_{cc} = \sqrt{Nb_{cc}Nb_s}$	3,7	4
Heaton [45]	$Nb_{cc} = (Nb_e + Nb_s)^{\frac{2}{3}}$	6	6

Tableau 3-7 : Nombre de neurones dans la couche cachée selon différentes règles de bonnes pratiques.

Ces valeurs ne sont que des estimations permettant de positionner l'intervalle de recherche, ce dernier doit donc être étendu vers le bas et vers le haut afin de considérer d'autres solutions. Les bornes hautes et basses pourront être déterminées en s'appuyant sur les deux autres règles de bonnes pratiques suivantes énoncées par Heaton [45] :

- Le nombre de neurones cachés devra être compris entre le nombre de sorties et le nombre d'entrées, soit entre 2 et 7, fixant ainsi la limite basse à 2.
- Le nombre de neurones cachés devra être inférieur au double du nombre d'entrées, soit 14, fixant ainsi la limite haute à 13.

De la même manière, l'intervalle de recherche du nombre de délais sur les entrées et les sorties doit être fixé. L'outil Matlab ne permet pas de fixer des délais différents pour chaque entrée, le délai le plus élevé est donc obligatoirement appliqué à toutes les entrées. C'est par conséquent la grandeur d'entrée ayant l'influence la plus retardée sur la sortie qui dimensionne le nombre de délais. De la même manière, c'est la grandeur de sortie la plus influente dans le temps qui dimensionne le nombre de délais sur les sorties

rebouclées. Plusieurs méthodes d'estimation du retard à appliquer sur les variables d'entrée ont été explorées dans [176], la méthode retenue consiste à tester plusieurs retards jusqu'à trouver la configuration donnant la meilleure performance. Il est difficile de fixer avec certitude les limites hautes des délais sur les entrées et les sorties, l'approche choisie consiste simplement à fixer ces dernières de manière arbitraire en considérant malgré tout la dynamique des phénomènes physiques mis en jeu. Si les valeurs optimales des délais obtenues à l'issue de l'optimisation se trouvent en limite de leur intervalle respectif et que la performance du RN n'est pas satisfaisante, il faudra relancer le processus d'optimisation en élargissant ces derniers vers le haut.

La performance de chaque configuration est évaluée sur 10 entraînements précédés d'une initialisation selon Nguyen-Widrow [55] afin de limiter les effets d'un blocage éventuel dans un minimum local éloigné du minimum global. La performance retenue sera la meilleure performance constatée à l'issue des multiples réentraînements.

L'ensemble des combinaisons possibles selon les intervalles de recherche définis sont donc évaluées. Plusieurs indicateurs de performance sont calculés pour chaque configuration permettant de choisir le RN selon le critère de sélection le plus adapté à l'utilisation future.

Une fois la meilleure configuration trouvée (nombre de neurones dans la couche cachée et nombre de délais sur les entrées et les sorties), le réseau est réinitialisé puis ré-entraîné 50 fois pour balayer au maximum l'espace des solutions afin de se rapprocher du minimum global. Une fois la configuration de poids et de biais optimale trouvée, le réseau est prêt à être utilisé.

Sur la base des éléments ci-dessus, la recherche de la structure optimale est menée avec les paramètres indiqués dans le Tableau 3-8. Un nombre de délais égal à 12 correspond à une durée de 3 h pour des données au pas de 15 minutes.

Intervalle de recherche du nombre de neurones cachés	[2,13]
Intervalle de recherche du nombre de délais sur les entrées	[0,12]
Intervalle de recherche du nombre de délais sur les sorties	[1,12]
Nombre de réinitialisations pour chaque configuration	10
Nombre de réinitialisations finales	50

Tableau 3-8 : Paramètres de l'optimisation.

Le nombre de configurations testées est donc de 1 872 ($12 \times 13 \times 12$). Chaque configuration étant testée 10 fois et la meilleure à nouveau testée 50 fois, le nombre d'entraînements total est de 18 770 ($1\ 872 \times 10 + 50$).

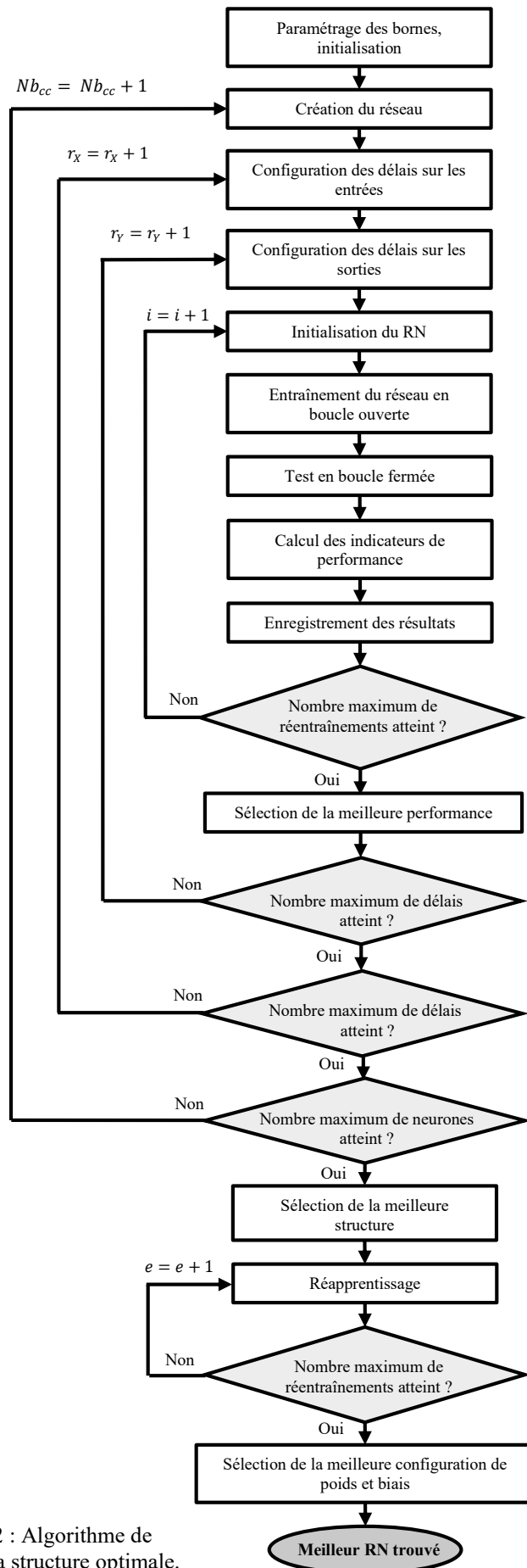


Figure 3-32 : Algorithme de recherche de la structure optimale.

3.3.4 Choix du critère de sélection

Evaluer la performance du réseau en boucle fermée sur la totalité des données d'apprentissage (une année au moins) n'est pas représentatif des conditions d'utilisation en contrôle prédictif. En effet, l'utilisation du RN comme élément d'un modèle interne pour le contrôle prédictif implique que celui-ci soit précis dans la limite de l'horizon de prédiction seulement (typiquement plusieurs heures). À chaque calcul de commande optimale, le réseau est sollicité pour un calcul de la sortie sur une durée limitée par l'horizon de prédiction. Le premier pas de calcul est ainsi basé sur les valeurs passées mesurées qui sont ensuite remplacées une par une par les valeurs calculées à chaque nouveau pas de calcul. Le réseau est donc « recalé » à chaque sollicitation par le contrôleur puisque le premier calcul est basé sur des valeurs mesurées. L'erreur ne peut ainsi s'accumuler que sur l'horizon de prédiction (typiquement quelques heures), et non pas sur une voire plusieurs années dans le cas d'une prédiction sur la totalité du jeu de données. Il paraît donc judicieux d'évaluer la performance du réseau dans des conditions similaires à sa future application, c'est-à-dire sur une durée équivalente à l'horizon de prédiction envisagé pour le contrôle prédictif.

Afin que l'évaluation de la performance du RN soit représentative de sa capacité à fonctionner sur l'ensemble des situations rencontrées dans les données d'apprentissage, le RN est testé à partir de différentes positions dans le jeu de données réparties de manière aléatoire. Dans notre cas, deux indicateurs de performance ont été retenus, à savoir la MSE et le BIC, tels que définis dans la section 1.6.6. Ces derniers permettent d'évaluer deux caractéristiques différentes du réseau, que sont respectivement la performance pure et un compromis entre complexité et précision. Par conséquent, à chaque test et pour chaque sortie, ces deux indicateurs d'erreur sont calculés.

Pour le critère MSE, avec $X = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ le vecteur contenant les positions de chaque test dans le jeu de données, l'erreur du test p sur l'horizon de prédiction Z_{pred} pour la sortie m s'écrit selon l'équation (Eq.3.17) :

$$Er_{m_p} = \frac{\sum_{i=x_p}^{x_p+Z_{pred}} (M_{m,i_{norm}} - S_{m,i_{norm}})^2}{Z_{pred} + 1} \quad (\text{Eq.3.17})$$

Avec :

- $M_{m,i_{norm}}$ la $i^{\text{ème}}$ valeur mesurée de la sortie m , normalisée ;
- $S_{m,i_{norm}}$ la $i^{\text{ème}}$ valeur calculée de la sortie m , normalisée.

Afin que chaque sortie ait le même poids dans l'erreur globale, les valeurs $M_{m,i}$ et $S_{m,i}$ auront été préalablement normalisées. Si l'on considère le BIC on obtient alors selon l'équation (Eq.3.18) :

$$Er_{m_p} = \log \left(\frac{\sum_{i=x_p}^{x_p+Z_{pred}} (M_{m,i_{norm}} - S_{m,i_{norm}})^2}{Z_{pred} + 1} \right) + q \frac{\ln(N)}{N} \quad (\text{Eq.3.18})$$

Avec :

- N est le nombre d'échantillons utilisés pour l'apprentissage ;
- q le nombre de paramètres du modèle (ici le nombre de poids et de biais).

La performance globale du réseau sur la sortie considérée m est ensuite obtenue selon l'équation (Eq.3.19) en moyennant l'ensemble des résultats obtenus à chaque test. Si l'on considère un réseau testé P fois à différentes positions avec $p = [1, 2, \dots, P]$ l'indice du test, et $Er = [Er_{m_1}, Er_{m_2}, \dots, Er_{m_p}]$ le vecteur contenant les valeurs d'indicateur d'erreur calculées pour la sortie m à chaque position dans le jeu de données déterminées aléatoirement, l'erreur moyenne sur l'ensemble des tests pour la sortie m s'écrit alors :

$$Er_{m_{moy}} = \frac{\sum_{p=1}^P Er_{m_p}}{P} \quad (\text{Eq.3.19})$$

Une erreur globale est ensuite calculée selon l'équation (Eq.3.20) en moyennant les erreurs moyennes obtenues pour chaque sortie m du RN :

$$Er_{globale} = \frac{\sum_{m=1}^m Er_{m_{moy}}}{m} \quad (\text{Eq.3.20})$$

Pour notre application, le calcul du critère de sélection est fait sur un horizon de 24 h. L'horizon de prédiction choisi étant de 3 h, la marge de manœuvre est importante et nous permettra d'utiliser le même RN si l'horizon de prédiction évolue. Le calcul est fait pour 48 positions différentes dans le jeu de test, soit en moyenne 4 tests par mois, représentant au total 1 152 h soit 13,2 % du temps. Un critère de performance globale est ensuite calculé en moyennant les critères obtenus sur les 48 périodes de test.

3.3.5 Résultats de l'optimisation et performance des réseaux de neurones

3.3.5.1 Résultats détaillés pour une zone particulière

Les résultats présentés ci-après sont ceux obtenus pour la zone H2N.2. Les résultats des autres zones seront résumés dans une seconde partie mais ne feront pas l'objet d'une présentation détaillée. La recherche de la structure optimale à durée 89 h sur une machine équipée d'un processeur Intel®Core™i7-7820X 3.6 GHz. Les résultats de l'optimisation selon le critère de performance sont visibles dans le Tableau 3-9.

	Nombre de neurones dans la couche cachée	Retards sur les entrées	Retards sur les sorties	Nombre d'éléments	MSE	BIC
Recherche selon MSE	12	3	10	481	$6,05 \cdot 10^{-4}$	21,3
Recherche selon BIC	2	1	2	37	$1,82 \cdot 10^{-3}$	-4,72

Tableau 3-9 : Résultats de la recherche de structure optimale.

Lorsque l'on considère le critère MSE, 12 neurones cachés, un retard sur les entrées de trois pas de temps, soit 45 minutes, et un retard sur la sortie de dix pas de temps, soit 2 h 30 minutes, permettent d'atteindre la meilleure performance. Celle-ci est atteinte pour un réseau de 481 éléments, soit une complexité moyenne au regard des différentes configurations testées, comme illustré sur la Figure 3-33. On constate également qu'une performance équivalente peut être atteinte pour une grande variété de réseaux à la complexité très différente. En effet, à partir d'une certaine complexité, la performance semble suivre une asymptote horizontale, signifiant que la performance n'est plus corrélée à la complexité du réseau.

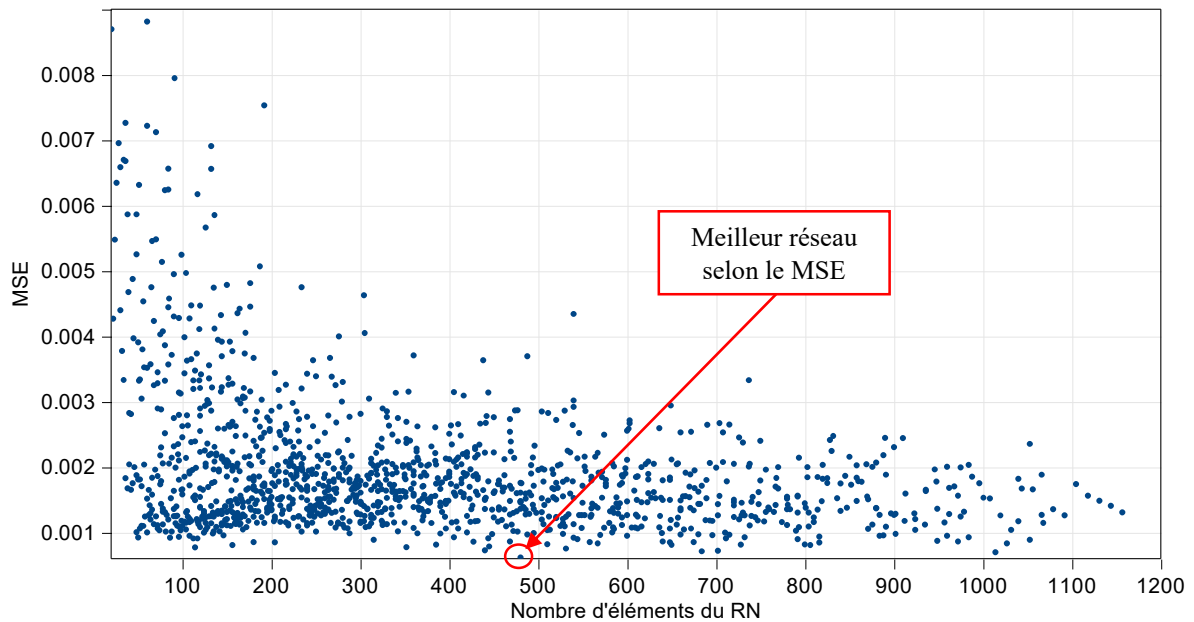


Figure 3-33 : Performance des RN mesurée selon le MSE en fonction de leur complexité.

Si l'on considère le BIC, deux neurones cachés, un retard sur les entrées de un pas de temps, soit 15 minutes, et un retard sur la sortie de deux pas de temps, soit 30 minutes, permettent d'atteindre la meilleure performance. Par ailleurs, comme évoqué au cours du chapitre 3 (cf. § 1.6.6), le fait d'utiliser le BIC conduit effectivement à privilégier les structures les plus simples. L'évolution du critère BIC est visible sur la deuxième partie de la Figure 3-34. Les deux composantes représentant la complexité et la précision permettant de le calculer sont visibles sur la première partie de la Figure 3-34. On constate que l'évolution du critère BIC est très similaire à celle de la composante complexité. La composante précision n'a donc que très peu de poids dans la valeur du critère BIC global, ce qui s'explique par l'observation des valeurs absolues mises en jeu.

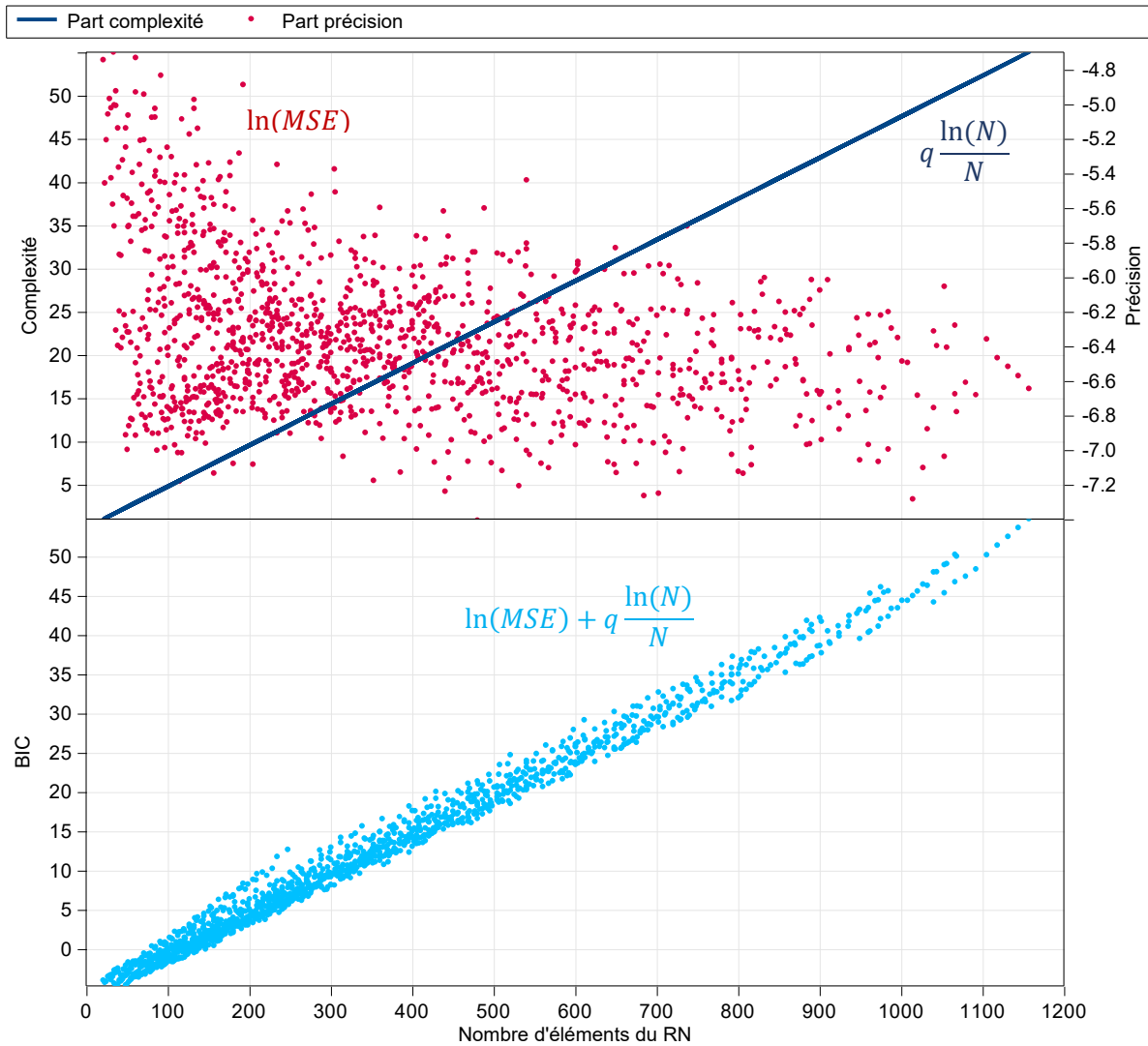


Figure 3-34 : Complexité, précision, et critère BIC résultant en fonction du nombre d'éléments.

L'utilisation du BIC tel que défini par l'équation (Eq.1.5) dans le chapitre précédent ne semble ici pas adaptée. Il nous semblerait par exemple plus judicieux de normaliser les critères de complexité et de précision afin qu'ils aient chacun une importance équivalente dans le calcul du BIC. Ainsi, selon cette méthode, le profil obtenu pour le critère BIC est totalement différent, comme le montre la Figure 3-35. Celui-ci se rapproche davantage de l'allure représentée sur la Figure 1-11 au cours du Chapitre 1. Cependant, l'optimum obtenu ici le serait pour une complexité très faible, similaire au résultat obtenu avec la première méthode. Ceci s'explique par l'existence d'une quantité importante de réseaux dont la complexité est faible mais la performance importante, entourés sur la Figure 3-35.

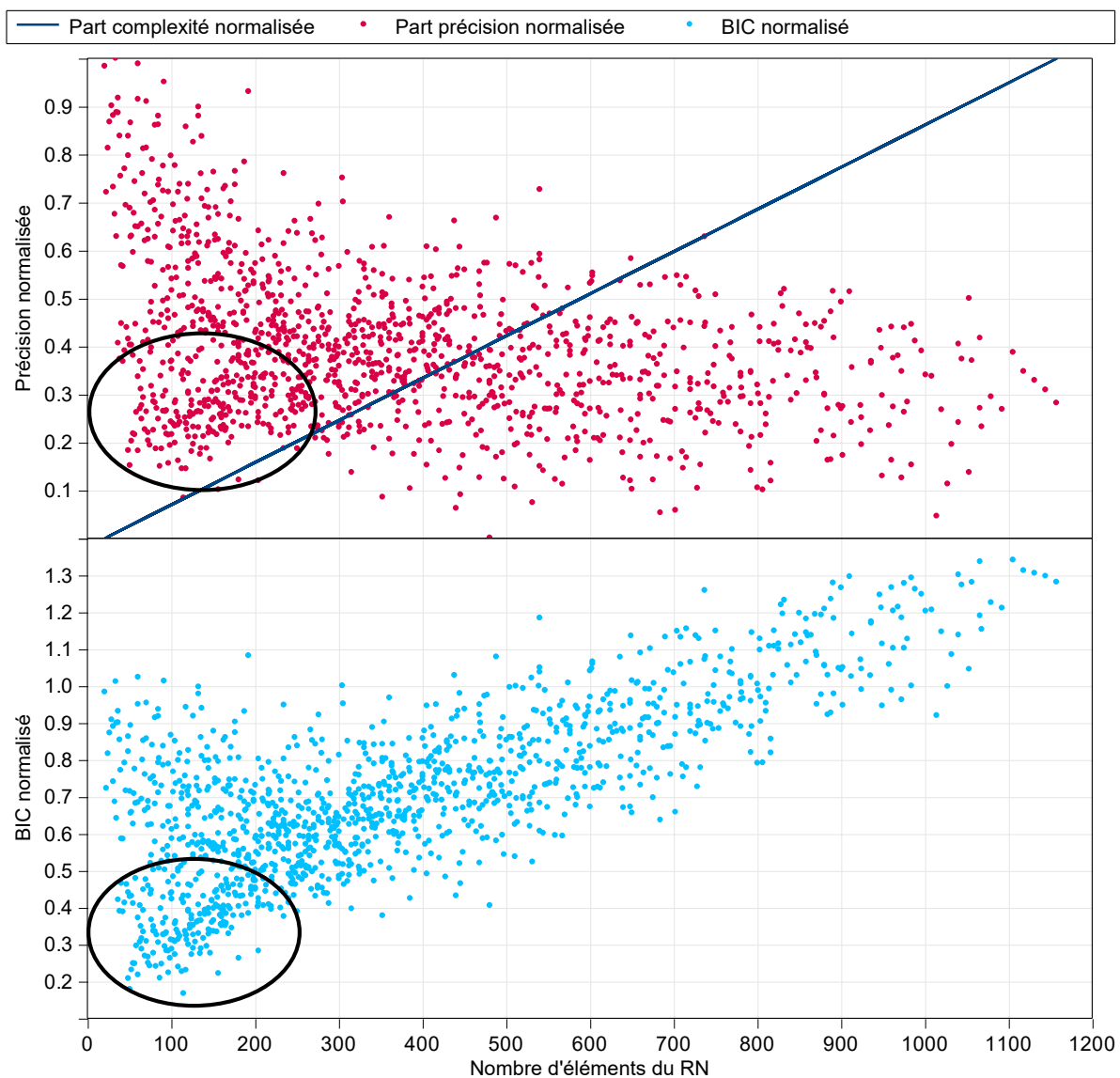


Figure 3-35 : Complexité normalisée, précision normalisée, et critère BIC résultant en fonction du nombre d'éléments.

Le temps de calcul n'étant pas une contrainte pour des structures de réseaux aussi simples, le choix a été fait selon le critère MSE. La température opérative a été calculée grâce aux températures d'air et radiante disponibles en sortie du RN sélectionné sur les 48 simulations de 24 h utilisées pour évaluer la performance du RN. La température opérative ainsi calculée est comparée à la température opérative calculée par EnergyPlus sur la Figure 3-36. Les résultats des 48 simulations ont été concaténés en un seul jeu de données au sein duquel chaque simulation est séparée de la suivante par un retour à zéro.

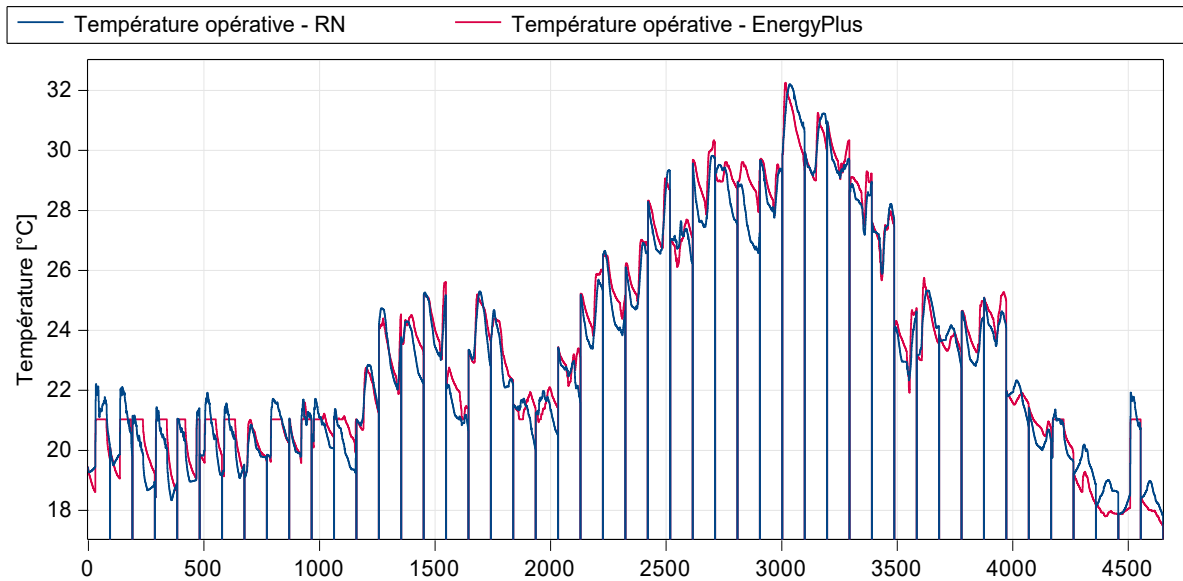


Figure 3-36 : Evolution de la température opérative comparée à la simulation EnergyPlus pour les 48 tests.

Le comportement dynamique de la température opérative est correctement représenté pour la majorité des 48 tests, peu importe le niveau de température, indiquant que le RN est capable de fonctionner tout au long de l'année.

3.3.5.2 Résumé des résultats obtenus après la procédure d'optimisation

La même procédure d'optimisation a été appliquée pour les trois autres zones. Les structures et les performances des RN ainsi obtenus sont résumées dans le Tableau 3-10.

	Nombre de neurones dans la couche cachée	Retards sur les entrées	Retards sur les sorties	Nombre d'éléments	MSE
H2N.2	12	3	10	481	$6,05 \cdot 10^{-4}$
H2N.9	11	8	11	837	$6,82 \cdot 10^{-4}$
H2S.5	5	8	1	331	$1,61 \cdot 10^{-3}$
H2S.9	9	7	1	532	$6,09 \cdot 10^{-4}$

Tableau 3-10 : Récapitulatif des structures et performances des RN obtenus après optimisation pour chaque zone de test.

Les structures optimales obtenues sont très différentes d'une zone à l'autre, aussi bien concernant le nombre de neurones dans la couche cachée que le retard sur les entrées ou celui sur les sorties. Le nombre d'éléments du réseau de neurones, caractérisant sa complexité, reste donc finalement très variable d'une zone à l'autre. Par ailleurs, la performance obtenue après optimisation est très similaire pour les zones H2N.2, H2N.9, et H2S.9, malgré des structures très différentes. Ces résultats confirment la nécessité de tester de manière exhaustive l'ensemble des structures possibles, puisqu'aucune tendance ne ressort quant à une structure capable de donner de bons résultats sur l'ensemble des zones. Notons que la performance obtenue pour la zone H2S.5 est 2,5 fois moins bonne que la performance moyenne obtenue sur les trois autres zones. S'il est difficile de trouver une explication précise, cela témoigne d'une plus grande difficulté pour le réseau de neurones à représenter le comportement thermique de cette zone, probablement par manque d'informations. En effet, cette zone orientée au sud est particulièrement sensible au rayonnement solaire et cet aspect peut être mal pris en compte par le réseau de neurones. En effet, seul l'irradiation solaire totale est fournie en entrée, sans distinction entre le rayonnement direct et diffus.

3.4 Evaluation des performances du contrôle prédictif en conditions idéales

L'objectif dans cette partie est d'évaluer les performances du contrôleur prédictif en simulation dans des conditions idéales de fonctionnement. Cela nous permettra notamment de rendre nos résultats comparables à ceux obtenus par la majorité des études dans lesquelles les contrôleurs sont évalués dans des conditions similaires. Les perturbations sont donc supposées parfaitement connues sur l'horizon de prédiction. Aucune autre perturbation non connue par le contrôleur n'est prise en compte. L'influence thermique des zones adjacentes sur les zones testées est par ailleurs limitée en homogénéisant au maximum l'utilisation du bâtiment. Nous présentons dans un premier temps les deux contrôleurs de référence permettant d'établir une base de comparaison pour notre contrôleur prédictif. Dans un second temps, les critères de comparaison utilisés sont énoncés. Les hypothèses de simulation sont ensuite détaillées, puis nous terminons par une présentation des résultats obtenus.

3.4.1 Contrôleurs de référence

3.4.1.1 Préambule

Dans la littérature, les performances des contrôleurs sont systématiquement évaluées en comparaison avec une ou plusieurs solutions de référence. Celles-ci peuvent constituer des solutions de régulation déjà relativement avancées ou bien des configurations plus classiques correspondant à ce qui est généralement observé sur le terrain. Si l'on a tendance à retenir en premier lieu l'économie d'énergie réalisée ou le gain de confort obtenu, il apparaît primordial d'avoir défini précisément la situation de référence et de ne pas dissocier cette dernière des résultats annoncés. Par ailleurs, les résultats obtenus sont très souvent présentés de manière relative, c'est-à-dire sous la forme d'un pourcentage de gain par rapport à la référence. Si cela permet de rendre le résultat rapidement compréhensible pour le lecteur, l'interprétation qu'il est possible d'en faire dépend grandement des valeurs absolues mise en jeu. On veillera par exemple à ne pas considérer un contrôleur comme étant particulièrement intéressant si le gain de confort par rapport à une solution de référence est de 50 % mais que cela ne représente que quelques heures de dépassement de consigne en moins sur plusieurs centaines d'heures de test. Toutes choses étant égales par ailleurs, on comprend aisément que l'attractivité des résultats dépend directement de la situation de référence choisie ainsi que de l'outil de mesure de la performance utilisé.

Nous avons choisi pour notre application de considérer deux contrôleurs de référence différents, ceci afin d'obtenir une plus grande variété dans nos résultats permettant de faciliter leur généralisation. Le premier contrôleur de référence de type TOR constitue une solution de régulation classique très largement utilisée dans le secteur du bâtiment pour le contrôle en température. Le second contrôleur de référence est de type PID et correspond à une solution avancée, rarement mise en œuvre dans les bâtiments pour le contrôle en température. Ces-derniers sont modélisés sur Matlab/Simulink, et leurs performances sont évaluées en co-simulation, comme illustré sur la Figure 3-37, similairement à la démarche mise en œuvre pour le contrôleur prédictif (cf. § 3.2.1).

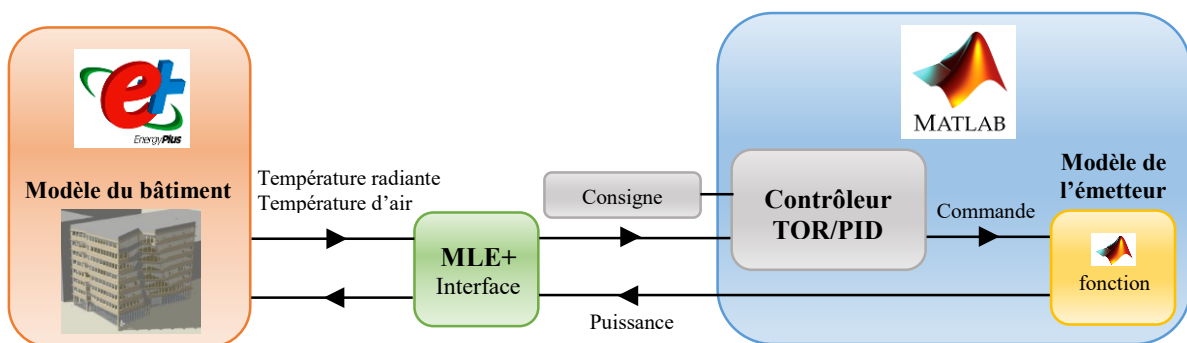


Figure 3-37 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour les contrôleurs de référence TOR et PID.

3.4.1.2 Contrôleur TOR

Le premier contrôleur est de type TOR, son fonctionnement est identique à celui de la régulation mise en œuvre pour le contrôle des V2V pilotant les plafonds rayonnants des bureaux du bâtiment Higashi. Il est associé à une hystérésis de +/- 0,2 °C. Un aperçu du comportement du régulateur TOR pendant une journée du mois de janvier dans la zone H2N.2 est disponible sur la Figure 3-38. On constate tout d'abord que la montée en température se fait rapidement, en 15 minutes environ, notamment grâce à la faible inertie de l'émetteur. De plus, malgré des dépassements d'environ 0,5 °C, ce qui reste malgré tout raisonnable du point de vue du confort thermique, le suivi de consigne se fait convenablement. Par ailleurs, du fait de l'inertie des plafonds rayonnants, les limites de l'hystérésis, et particulièrement la limite haute, ne sont pas respectées. La différence entre la commande et la puissance émise, qui reflète l'inertie de l'émetteur, est visible sur la deuxième partie de la Figure 3-38. On constate notamment que les passages à zéro de la commande sont suivis d'une lente baisse de puissance, expliquant les dépassements de consigne. L'effet de la ventilation sur la puissance est visible lors de sa mise en route à 8 h à travers une légère hausse de la puissance. Inversement, l'effet de son arrêt à 20 h est également visible. Enfin, on observe très clairement l'effet du pic de rayonnement solaire matinal sur la puissance émise. Le bureau H2N.2, orienté à l'est, est en effet particulièrement sensible au rayonnement solaire le matin. On constate d'ailleurs que le pic de rayonnement de 16 h, lorsque le soleil se situe à l'ouest, n'a aucun effet sur cette zone.

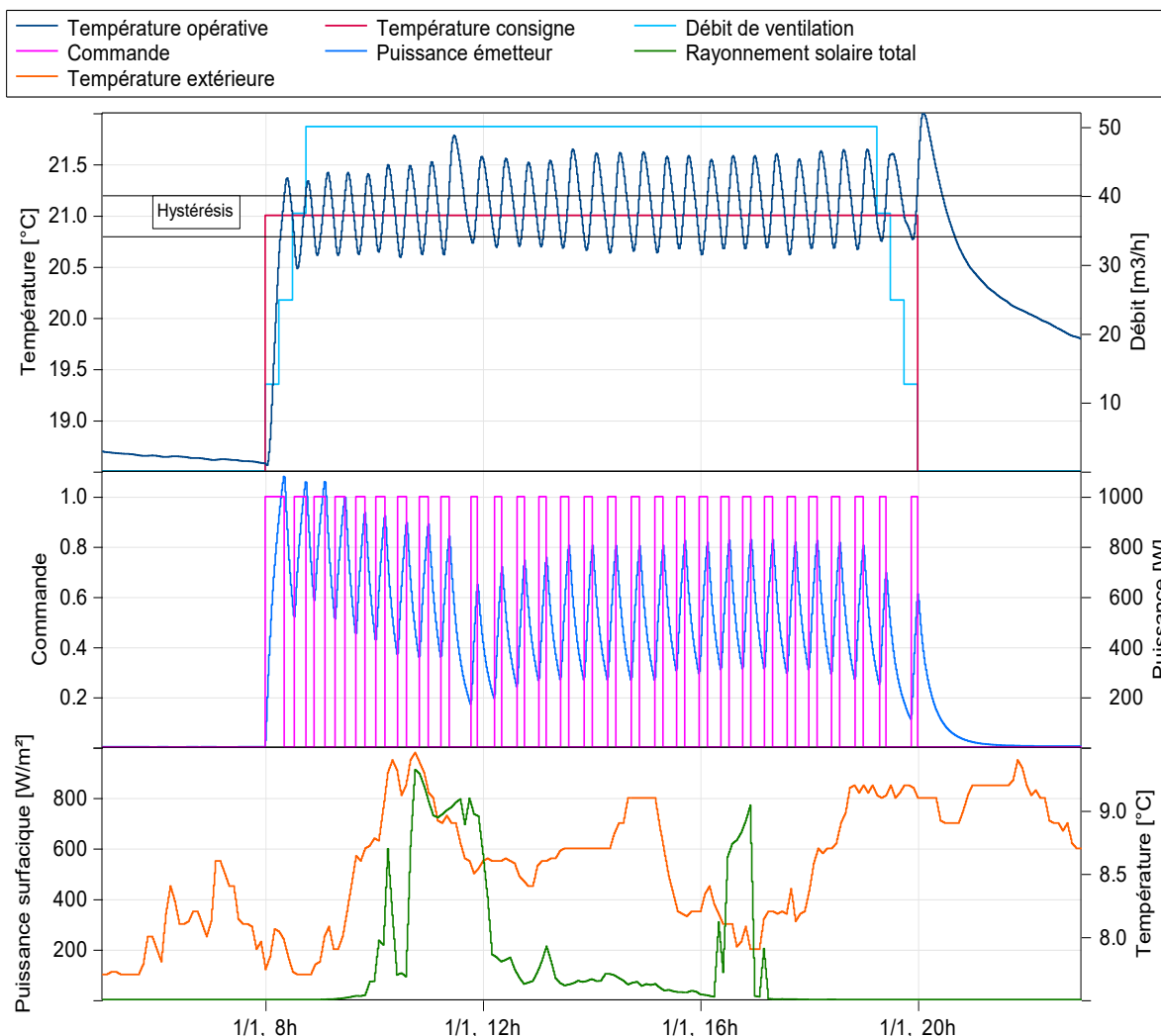


Figure 3-38 : Comportement du contrôleur TOR sur une journée type dans la zone H2N.2.

3.4.1.3 Contrôleur PID

Le second contrôleur est de type PID, le réglage de ses paramètres K_p , K_i et K_d a été fait manuellement et est identique pour chacune des zones de test. Un aperçu du comportement du régulateur PID pendant une journée du mois de janvier dans la zone H2N.2 est disponible sur la Figure 3-39. On constate tout d'abord que du fait de l'action proportionnelle du régulateur PID, la montée en température est légèrement plus lente que pour le régulateur TOR puisque celle-ci se fait en 25 minutes environ. Le suivi de consigne semble meilleur, l'oscillation autour de la consigne est fortement réduite, tout comme les dépassements. L'inertie de l'émetteur est également visible, notamment lors de la mise en route et de l'arrêt du chauffage en début et fin de journée. L'effet de la ventilation est très nettement visible lors de sa mise en route et de son arrêt qui se traduisent respectivement par une baisse et une hausse de la température opérative. Enfin, l'effet du pic de rayonnement solaire matinal sur la température opérative est également très nettement observable.

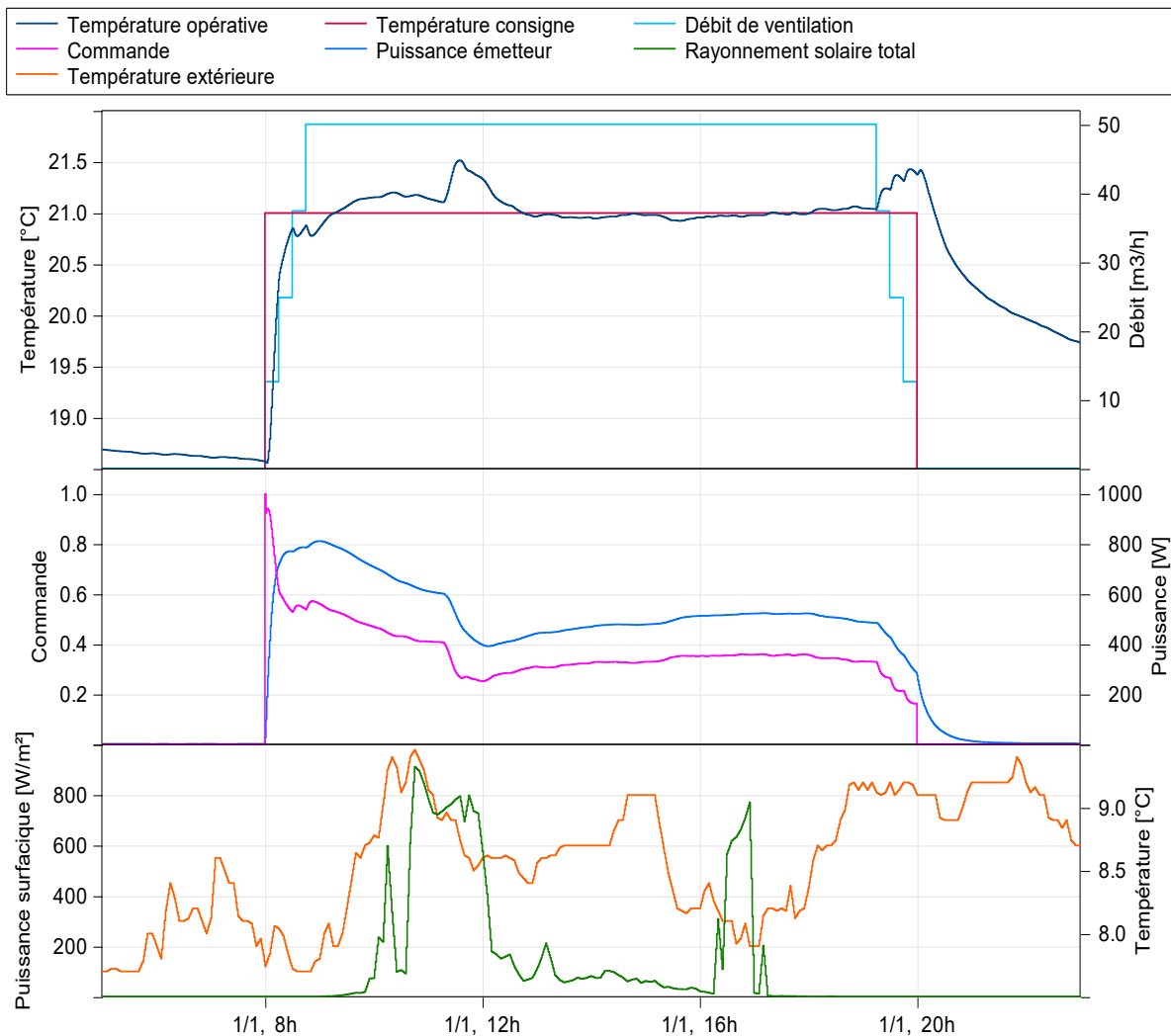


Figure 3-39 : Comportement du contrôleur PID sur une journée type dans la zone H2N.2.

3.4.2 Critères d'évaluation de la performance

La performance d'un contrôleur visant à contrôler la température d'une zone peut être évaluée sur la base de deux critères principaux :

- Sa capacité à garantir le confort thermique en période d'occupation ;
- Les besoins de chaleur sur l'intégralité de la simulation.

Cependant, si les besoins peuvent être calculés en intégrant simplement la puissance émise dans la zone sur la totalité de la simulation, le confort thermique est quant à lui plus délicat à quantifier, et constitue un domaine de recherche à part entière [177]. La capacité d'un contrôleur à assurer le confort thermique peut dans un premier temps être vu à travers la qualité du suivi de consigne. Cela peut être quantifié par l'utilisation d'indicateurs statistiques, tels que l'erreur moyenne absolue ou la somme des écarts quadratiques. Cependant, il peut être difficile de se représenter la qualité du confort thermique à travers de tels indicateurs. Ces derniers, bien que reflétant la performance pure du contrôleur en terme de suivi de consigne, sont en effet difficilement interprétables du point de vue du confort thermique qui est une notion bien plus complexe. Par ailleurs, comme beaucoup d'indicateurs statistiques, ils ne permettent pas d'appréhender certains phénomènes dynamiques. Un contrôleur présentant une faible erreur statique, donc peu dommageable pour le confort thermique, sera potentiellement moins performant du point de vue de ces indicateurs qu'un contrôleur entraînant quelques rares dépassements importants bien plus problématiques pour le confort. Afin de ne pas rentrer dans des calculs d'indicateurs de confort avancés, nous préférons fixer une zone de $\pm \Delta T_{confort}$ autour de la température de consigne en dehors de laquelle le confort thermique est considéré comme étant non satisfait. La valeur $\Delta T_{confort}$ est fixée à $0,5\text{ }^{\circ}\text{C}$, formant ainsi une zone de confort d'une amplitude de $1\text{ }^{\circ}\text{C}$ autour de la consigne. Afin de quantifier à la fois l'amplitude et la durée des dépassements au-dessus et au-dessous de cette zone de confort, nous avons choisi d'utiliser les indicateurs $I_{c_{plus}}$ et $I_{c_{moins}}$, définis ci-dessous par l'équation (Eq.3.21) :

$$I_{c_{plus}} = \int_{Occ} [T_{op}(t) - (T_{cons} + \Delta T_{confort})] dt \quad \text{si } T_{op}(t) > T_{cons,i} + \Delta T_{confort}$$

$$I_{c_{moins}} = \int_{Occ} [(T_{cons} - \Delta T_{confort}) - T_{op}(t)] dt \quad \text{si } T_{op}(t) < T_{cons,i} - \Delta T_{confort}$$
(Eq.3.21)

Avec :

- $T_{op}(t)$ la température opérative simulée en [$^{\circ}\text{C}$];
- T_{cons} la température de consigne en [$^{\circ}\text{C}$];
- $\Delta T_{confort}$ la valeur définissant la plage de confort acceptable autour de la consigne en [$^{\circ}\text{C}$].

Si cet indicateur présente l'avantage de tenir compte à la fois de l'amplitude et de la durée des dépassements, il reste difficilement interprétable. Par conséquent, afin de mieux interpréter les résultats, il est également intéressant de considérer de manière séparée l'amplitude et de la durée des dépassements. Ainsi, l'amplitude des dépassements au-dessous et au-dessus de cette zone de confort peut être quantifiée via le calcul d'une valeur moyenne. Concernant la durée des dépassements, les durées cumulées passées au-dessous et au-dessus de cette zone de confort constitueront des indicateurs facilement interprétables. Ces deux aspects peuvent également être visualisés via la répartition des erreurs en densité de probabilité.

Au-delà du seul confort, la capacité du contrôleur à suivre la consigne est malgré tout évaluée en période d'occupation grâce à l'utilisation de la MAE (*mean absolute error*), définie selon l'équation (Eq.3.22) :

$$MAE [^{\circ}C] = \frac{\sum_{i=1}^N |T_{op,i} - T_{cons,i}|}{N} \quad (\text{Eq.3.22})$$

Avec N le nombre de données.

Afin de dissocier la qualité du suivi de consigne et la capacité du contrôleur à anticiper correctement le temps de mise en chauffe, un dernier critère, utilisé dans [166], est introduit. La norme européenne EN 12098-2 [178], relative à la régulation des systèmes de chauffage, concerne spécifiquement les « optimiseurs d'intermittences pour les systèmes de chauffage à eau chaude ». Elle définit la capacité d'anticipation d'un contrôleur en utilisant une « *check window* », illustrée sur la Figure 3-40, à l'intérieur de laquelle la température intérieure doit passer. Celle-ci est définie par une zone de $\pm 0,5^{\circ}C$ autour de la consigne étalée sur ± 15 minutes avant et après le changement de consigne. La capacité du contrôleur à anticiper correctement peut donc être évaluée en considérant le nombre de changements de consigne pour lequel ce critère est satisfait par rapport au nombre total de changements de consigne.

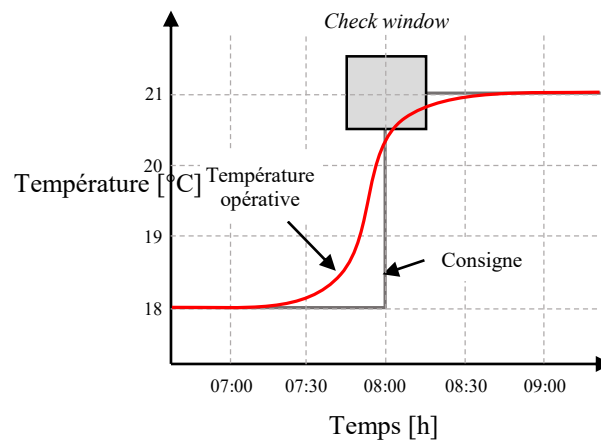


Figure 3-40 : La « *check window* », telle que définie par la norme EN 12098-2.

Les différents critères de performance utilisés sont rassemblés dans le Tableau 3-11 :

Aspect évalué	Indicateur	
Besoins de chauffage	E [kWh]	Energie consommée
Suivi de consigne	MAE [$^{\circ}C$]	Erreur moyenne absolue
Anticipation	$\%_{ant}$ [%]	Pourcentage de changements de consigne correctement anticipés
Maintien d'une température confortable	Ic_{plus} [$^{\circ}C \cdot h$]	Indicateur de confort global au-dessus de la zone de confort
	t_{plus} [h]	Temps cumulé au-dessus de la zone de confort
	Er_{plus} [$^{\circ}C$]	Moyenne des dépassements au-dessus de la zone de confort
	Ic_{moins} [$^{\circ}C \cdot h$]	Indicateur de confort global au-dessous de la zone de confort
	t_{moins} [h]	Temps cumulé au-dessous de la zone de confort
	Er_{moins} [$^{\circ}C$]	Moyenne des dépassements au-dessous de la zone de confort

Tableau 3-11 : Critères de performance utilisés.

3.4.3 Hypothèses de simulation

Le contrôleur est testé sur quatre zones du modèle calibré du bâtiment Higashi décrit au cours du Chapitre 3. La simulation est menée sur une saison de chauffe, au pas de temps de la minute, du lundi 30/10/17 au dimanche 15/04/18. Comme mentionné précédemment (cf. § 3.2.2.4), le contrôleur a été conçu avec un pas de temps de 15 minutes. En pratique, le pas de temps de simulation étant de 1 minute et le problème d'optimisation étant résolu toutes les 15 minutes, la puissance calculée est émise dans la zone durant 15 pas de temps de simulation, soit 15 minutes. Le but pour cette première évaluation du contrôleur prédictif est de tester ce dernier dans des conditions idéales de fonctionnement, à savoir une utilisation homogène du bâtiment afin de limiter l'influence des zones adjacentes sur les zones testées,

ainsi qu'une absence de perturbations non connues par le contrôleur. Les différentes hypothèses de simulation détaillées ci-après ont donc été fixées en fonction de ces objectifs et sont différentes de celles utilisées pendant la phase de calibration.

3.4.3.1 Données météorologiques

La météo utilisée est celle mesurée sur le site du bâtiment Higashi pendant la période de simulation. Un fichier météo au pas de 1 minute a donc été constitué sur la base des données mesurées. Celles-ci ont déjà fait l'objet, aux dates et au pas de temps près, d'une description détaillée au cours du chapitre 3 (cf. § 2.5.2).

3.4.3.2 Modélisation du chauffage

L'objectif étant d'assurer une température confortable dans les bureaux en occupation, la consigne de chauffage est fixée à 21 °C du lundi au vendredi de 8 h à 20 h pour l'ensemble des bureaux du bâtiment, comme illustré en bleu sur la Figure 3-41. Le contrôleur prédictif est testé avec cette consigne afin d'être dans un premier temps comparé aux régulateurs de référence (TOR et PID), auxquels la même consigne est appliquée. Cependant, comme évoqué précédemment (cf. § 3.1.1.2), une anticipation est généralement appliquée afin de tenir compte des divers phénomènes capacitifs ralentissant la mise en chauffe des zones, ceci dans le but de garantir le confort. Par conséquent, dans un second temps, le contrôleur prédictif est comparé aux contrôleurs de référence auxquels une consigne anticipative (en rouge sur la Figure 3-41) est appliquée.

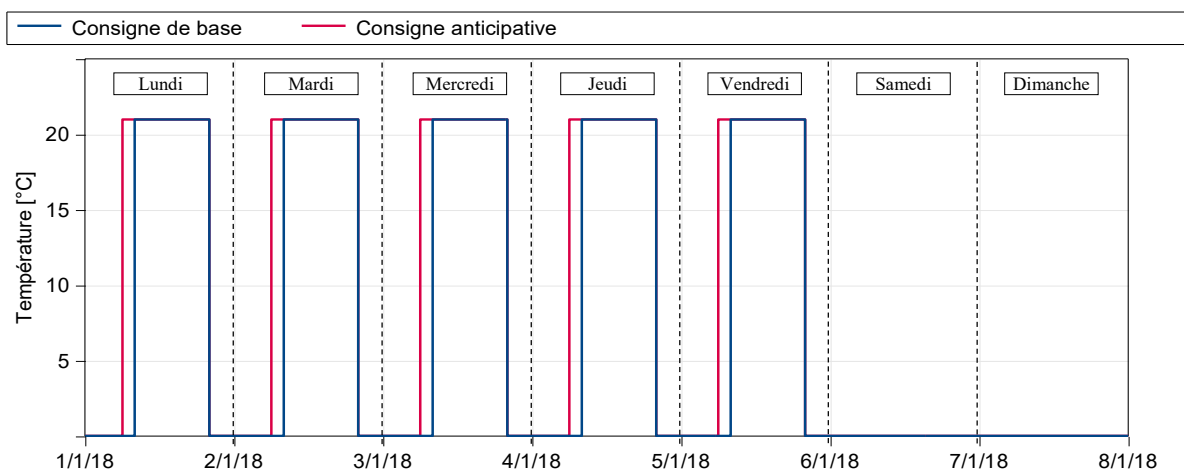


Figure 3-41 : Consignes de chauffage.

Celle-ci a été obtenue en appliquant une anticipation de 2 h à la consigne de base, similairement à la stratégie utilisée sur le bâtiment Hikari les jours de semaine, excepté le lundi (cf. § 3.1.1.2). La température est contrôlée en température opérative et le chauffage des autres bureaux du bâtiment est contrôlé par EnergyPlus, selon une répartition à 60 % radiative et 40 % convective.

3.4.3.3 Modélisation des échanges d'air

Ventilation mécanique

Les débits nominaux sont les débits réels correspondant à ceux utilisés pour la calibration. Ceux des quatre zones testées sont ceux mentionnés dans le Tableau 3-1. En revanche, l'ouverture du registre étant normalement pilotée en fonction de l'occupation de la zone, le débit insufflé ne dépend pas d'un planning fixe, ce mode de fonctionnement ne nous permet donc pas d'utiliser le débit de ventilation comme perturbation prévisible par le contrôleur. Un planning journalier fixe correspondant aux horaires d'occupation, avec ouverture et fermeture progressive du registre sur une heure par paliers de 15 minutes, visible sur la Figure 3-42, a donc été prévu afin de permettre au contrôleur de prévoir les perturbations engendrées par des variations du débit de ventilation.

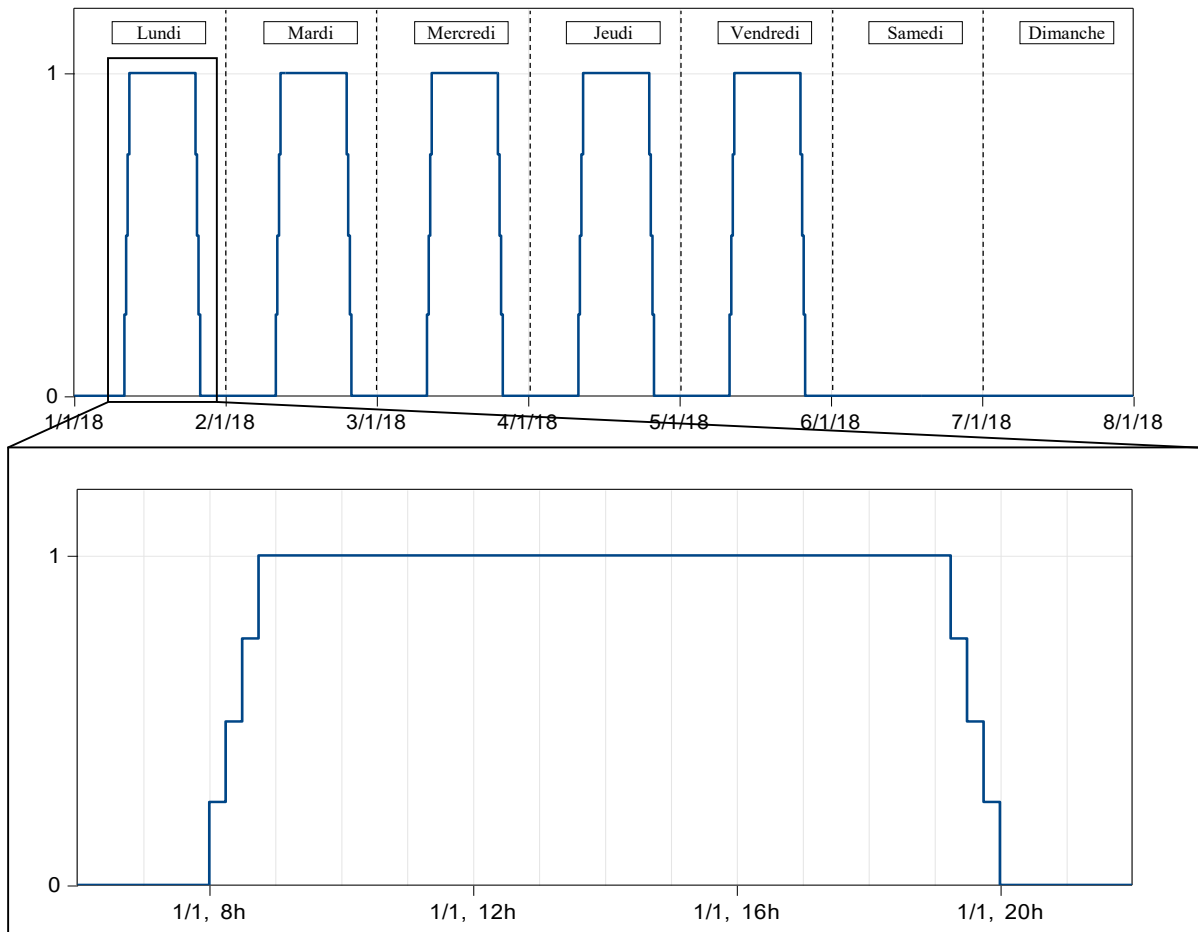


Figure 3-42 : Planning de ventilation hebdomadaire.

La ventilation des autres zones est également pilotée sur la base de ce planning. Par ailleurs, la température de soufflage, auparavant variable en fonction de la température extérieure (cf. § 2.3.2.2), a été fixée à 16 °C pour l'intégralité des zones du bâtiment. En effet, le réseau de neurones n'a pas d'information concernant la température de soufflage. De cette manière, la puissance résultante est uniquement dépendante du débit volumique (aux variations de masse volumique près) et de la température d'air de la pièce, qui sont des variables connues par le réseau de neurone.

Ventilation interne

La ventilation interne est modélisée de la même manière que pendant la phase de calibration. Par ailleurs, les zones testées ne communiquant pas directement avec le reste de l'open space, l'impact de la ventilation interne sur ces dernières reste limité.

Ventilation naturelle

Les ouvertures de fenêtres étant non prévisibles par nature, celles-ci ne peuvent pas être prises en compte par le contrôleur. Par conséquent, elles sont interdites sur l'ensemble des zones du bâtiment.

Infiltrations

Les infiltrations sont modélisées de manière identique à la phase de calibration. Leur influence est prise en compte par le RN à travers la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur et la vitesse de vent.

3.4.3.4 Modélisation des apports internes

Occupation

De la même manière que pour la ventilation naturelle, afin de tester le contrôleur dans des conditions idéales et donc sans perturbation non prévisibles, l'occupation de l'ensemble des zones du bâtiment est nulle. Celles-ci ne sont donc sujettes à aucun apport interne métabolique.

Apport internes d'origine électrique

Ces apports internes (éclairage, appareils branchés sur secteur, équipements de régulation) étant majoritairement dépendants de l'occupation des zones, et donc non suffisamment prévisibles, ils ne sont pas considérés dans la simulation, toujours dans le but de tester le contrôleur dans une situation idéale.

3.4.3.5 Modélisation des protections solaires

Mises à part les prises de contrôle manuelles, le pilotage des BSO est conduit de manière automatique (cf. § 2.3.2.4). Par conséquent, leur comportement est théoriquement prévisible à condition de connaître sur l'horizon de prédiction l'ensoleillement horizontal direct et la vitesse de vent. Afin de tenir compte de l'influence des protections solaires sur la quantité d'apports solaires entrant dans la zone, la position des BSO aurait donc pu constituer une entrée supplémentaire au réseau de neurones. Cette possibilité n'a pas été retenue, ceci afin de garder un réseau de neurone relativement simple ainsi qu'un jeu de variables d'entrée suffisamment classique pour représenter une application généralisable. Par conséquent, les BSO sont bloqués en position ouverte durant la simulation.

3.4.4 Application au modèle calibré et analyse des résultats

Une analyse comparative des différents indicateurs de performance présentés préalablement (cf. § 3.4.2) est d'abord menée zone par zone afin de comparer les contrôleurs prédictifs avec les deux contrôleurs de référence sans et avec anticipation. Les résultats sont ensuite analysés zone par zone de manière dynamique de façon à observer le comportement des contrôleurs sur deux journées distinctes.

Comme mentionné précédemment (cf. § 3.2.2.4), les poids w_i^t , w_i^u , et $w_i^{\Delta u}$ ont été ajustés de manière empirique jusqu'à obtenir le comportement souhaité. Leurs valeurs sont données dans le Tableau 3-12 le sont à titre indicatif, celles-ci n'ayant de valeur que dans le cadre de ce problème de régulation spécifique.

	Suivi de consigne Poids w_i^t	Minimisation de la puissance Poids w_i^u	Stabilité du contrôleur Poids $w_i^{\Delta u}$
Montée	0	0,01	0,01
Occupation	1	0	0,01
Descente	0	1	0

Tableau 3-12 : Paramétrage des poids du contrôleur prédictif.

Notons cependant que si connaître la valeur absolue d'un poids donné ne présente que peu d'intérêt, connaître la valeur d'un poids au regard des autres apporte une information importante concernant le comportement du contrôleur. Cela permet en effet de comprendre quels sont les aspects de la fonction de coût qui sont privilégiés.

3.4.4.1 Analyse des indicateurs statistiques

Les résultats détaillés obtenus à l'issue des simulations pour chacune des zones testées sont disponibles dans les tableaux présentés en Annexe 2.

Besoins de chauffage

Si l'on s'intéresse en premier lieu aux besoins de chauffage sur la totalité de la période de simulation, on remarque tout d'abord sur la Figure 3-43 de fortes disparités d'une zone à l'autre. Celles-ci sont le résultat d'orientations différentes et donc d'apports solaires plus ou moins élevés influant les besoins. C'est donc logiquement que la zone H2N.9, orientée au nord, a les besoins les plus élevés. S'en suivent les zones H2N.2 et H2S.9, orientées respectivement à l'est et à l'ouest, puis la zone H2S.5 exposée au sud. Par ailleurs, on observe naturellement des besoins d'énergie plus élevés sur les contrôleurs de référence lorsque qu'une anticipation est imposée.

Dans l'ensemble, les besoins d'énergie engendrés par les contrôleurs prédictifs sont similaires à celles des contrôleurs TOR et PID sans anticipation. On constate en effet sur la Figure 3-44 des écarts relatifs allant de -3,1 % à 2,8 % pour une moyenne de 0,5 %. Le contrôle prédictif entraîne donc des besoins similaires à ceux constatés avec le contrôleur TOR sans anticipation et des besoins très légèrement supérieurs à ceux observés avec le contrôleur PID sans anticipation. En revanche, si l'on compare sur la Figure 3-45 les contrôleurs prédictifs aux contrôleurs de référence avec anticipation, ceux-ci mènent à une économie d'énergie de 5,8 % en moyenne, pouvant aller de 11,3 % à 2,7 % selon la zone et le contrôleur considéré. Celles-ci sont par ailleurs plus importantes si l'on considère comme référence le régulateur TOR qui a tendance à entraîner des besoins plus importants que le régulateur PID.

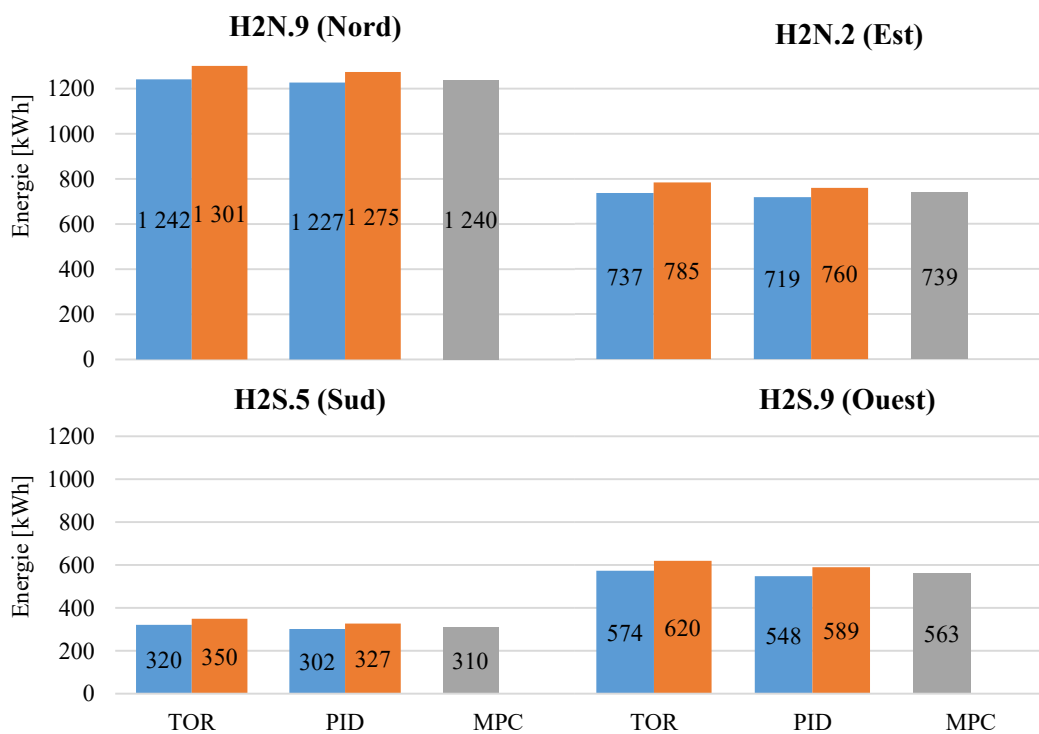


Figure 3-43 : Besoins d'énergie par zone et par type de contrôleur. En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation.

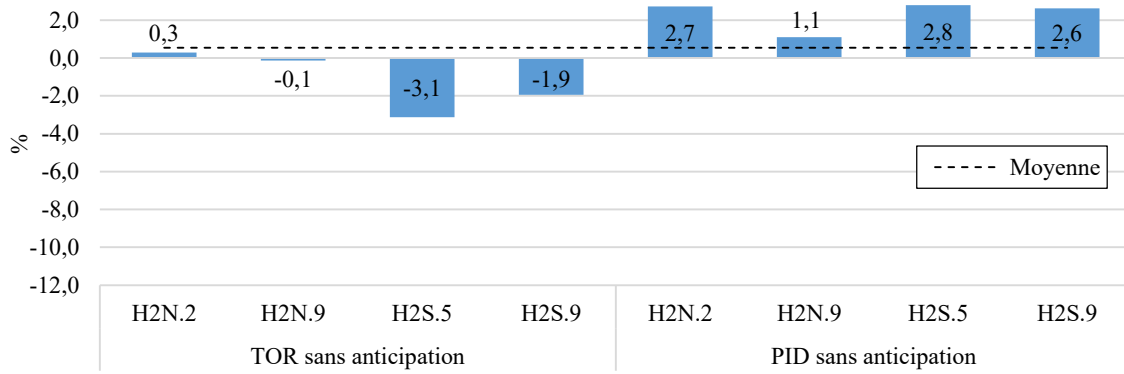


Figure 3-44 : Ecart relatif par zone sur les besoins d'énergie entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence sans anticipation.

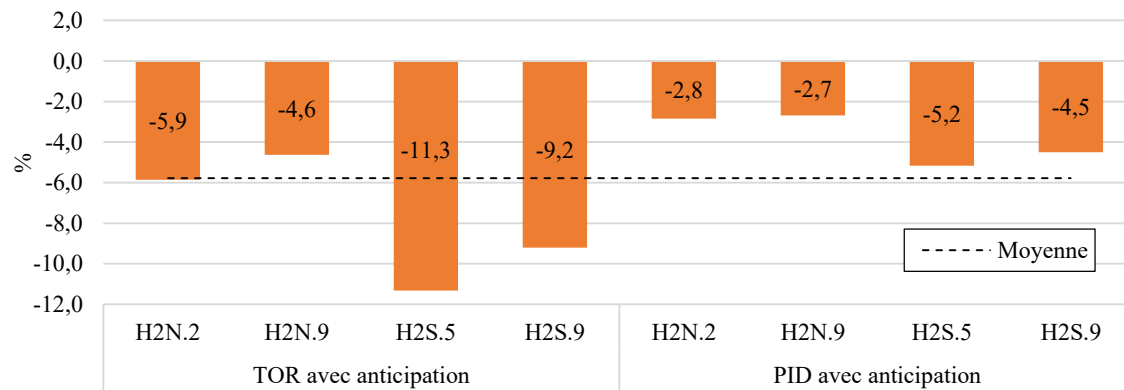


Figure 3-45 : Ecart relatif par zone sur les besoins d'énergie entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence avec anticipation.

Suivi de consigne

Si l'on s'intéresse à l'erreur moyenne absolue, visible sur la Figure 3-46, représentant la qualité du suivi de consigne, on constate tout d'abord que le fait d'imposer une anticipation aux contrôleurs de référence permet de réduire l'erreur à la consigne. Le contrôleur PID permet par ailleurs un meilleur suivi de consigne, ceci sur toutes les zones considérées. Les valeurs absolues sont du même ordre de grandeur, excepté pour la zone H2S.5. En effet, son exposition au sud la rend très sujette aux surchauffes, ceci même en hiver, entraînant des dépassements de consigne inévitables menant à une augmentation de l'erreur. Le contrôle prédictif permet une réduction importante de l'erreur moyenne absolue par rapport aux contrôleurs TOR avec anticipation. En revanche, si le gain sur la MAE est de 31 % en moyenne comme représentée sur la Figure 3-47, celui-ci reste très limité, voire inexistant, si l'on considère le contrôleur PID avec anticipation. En effet, on assiste même à une augmentation de la MAE pour les zones H2N.9 et H2S.5. Notons que les valeurs relatives ont ici peu de sens étant donné les valeurs absolues mises en jeu. En effet, le contrôleur PID avec anticipation permet déjà une réduction significative de l'erreur moyenne absolue.

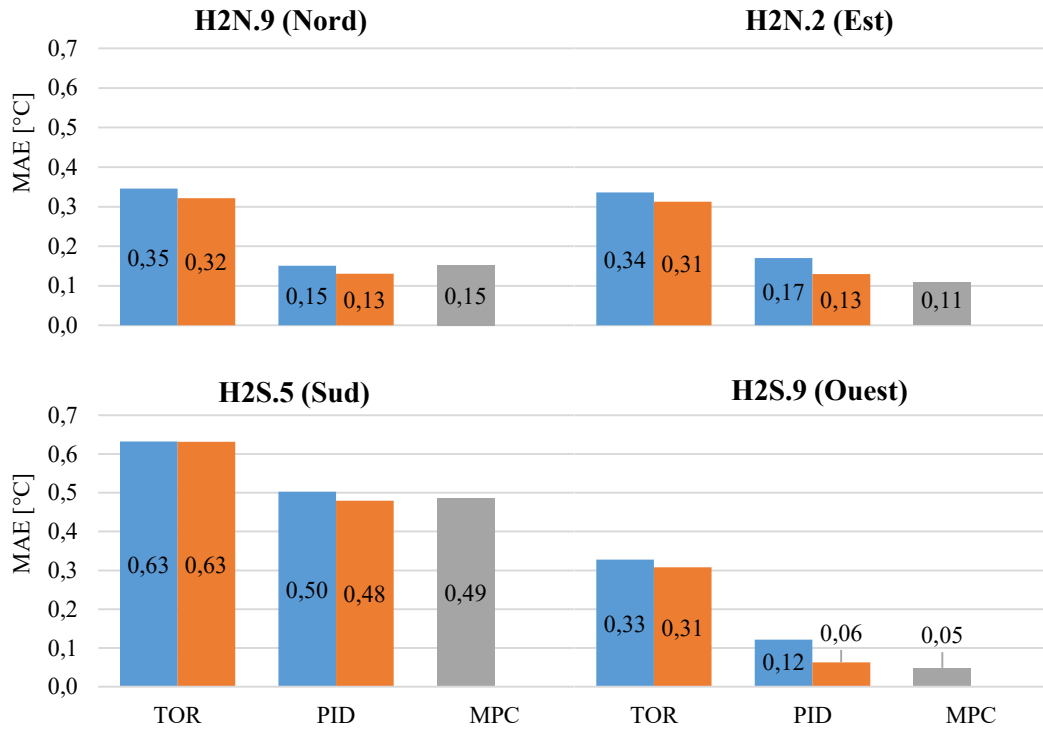


Figure 3-46 : Erreur moyenne absolue par zone et par type de contrôleur. En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation.

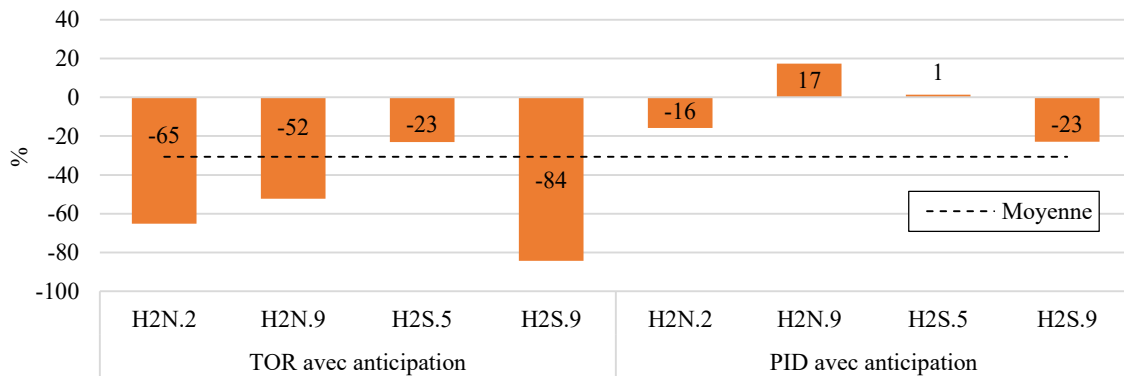


Figure 3-47 : Ecart relatif par zone sur l'erreur moyenne absolue entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence avec anticipation.

Les répartitions d'erreur visibles sur la Figure 3-48 corroborent les observations faites précédemment mais permettent également d'autres observations notamment concernant le confort thermique. On constate tout d'abord que le fait d'imposer une anticipation permet de limiter grandement les dépassements négatifs de la zone de confort, correspondant à des situations où la température opérative est inférieure à la consigne. Par ailleurs, si le nombre de dépassements positifs reste limité pour le contrôle PID et MPC, cela n'est pas le cas du régulateur TOR. De nombreux dépassements sont en effet à noter, jusqu'à environ 1 °C au-delà de la température de consigne ceci en raison de l'inertie des plafonds rayonnants, comme expliqué précédemment (cf. § 3.4.1.2). Notons également les dépassements importants au niveau de la zone H2S.5, visibles pour les trois contrôleurs, du fait des surchauffes évoquées précédemment.

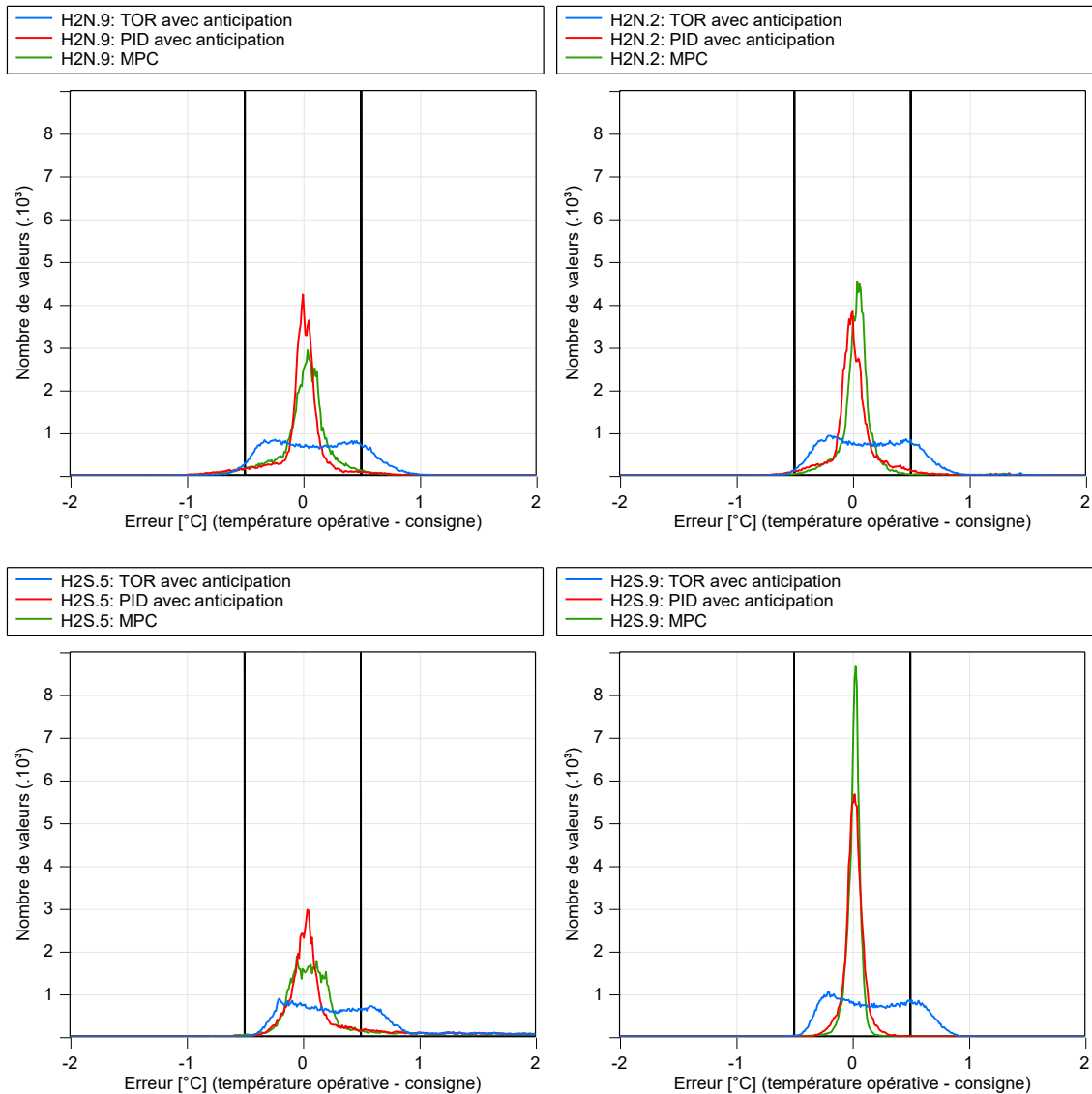


Figure 3-48 : Répartition de l'erreur par zone et par type de contrôleur, avec anticipation.

Anticipation

Comme le montre la Figure 3-49, la capacité à anticiper n'est pas systématiquement garantie si aucune anticipation n'est appliquée aux contrôleurs de références. On remarque tout de même que la montée en température est parfois suffisamment rapide, particulièrement pour le contrôleur TOR, pour que la consigne soit atteinte dans les 15 minutes qui suivent le changement. Le contrôle prédictif permet quant à lui d'assurer une anticipation correcte sur la totalité des changements de consigne, et ce pour les quatre zones testées. C'est également le cas des contrôleurs TOR et PID lorsque qu'une anticipation de 2 h leur est imposée.

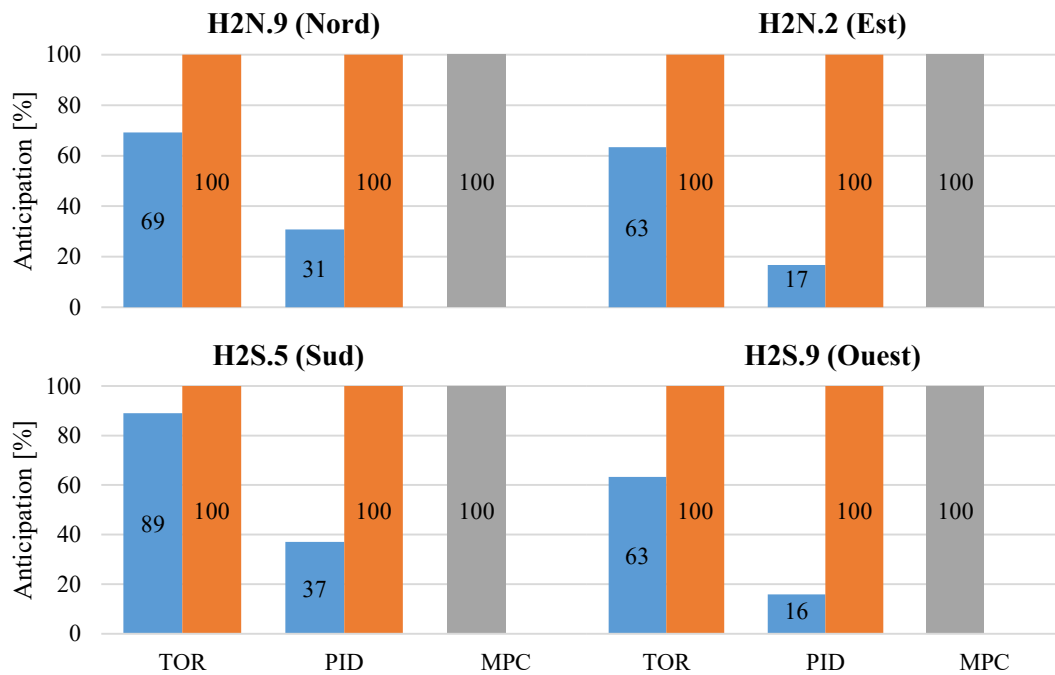


Figure 3-49 : Critère d'anticipation par zone et par type de contrôleur. En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation.

Indicateur de confort global

L'observation de l'indicateur global sur la Figure 3-50 permet de quantifier précisément les tendances observées précédemment sur la répartition des erreurs. Ainsi, la réduction drastique des dépassements négatifs obtenus lors de l'application d'une anticipation sur les contrôleurs de référence est ici confirmée. Cependant, on observe que cela ne permet en aucun cas de réduire les dépassements positifs. Notons également les valeurs très élevées concernant les dépassements positifs pour le bureau H2S.5 du fait des surchauffes dues aux apports solaires. La régulation par PID permet déjà une réduction significative des dépassements positifs générés par le régulateur TOR en raison de l'inertie des plafonds rayonnants (cf. § 3.4.1.2).

Par rapport au contrôle de type TOR avec anticipation, le contrôle prédictif permet une réduction importante des dépassements positifs, en revanche, les dépassements négatifs sont déjà très fortement réduits du fait de l'anticipation appliquée. Le gain de confort par rapport au contrôle de type PID avec anticipation reste quant à lui très limité, aussi bien du point de vue des dépassements négatifs que positifs. Notons que si l'on compare aux contrôleurs de référence sans anticipation, le gain en confort est significatif. Les répartitions détaillées en degrés et en heures sont disponibles dans les tableaux présentés en Annexe 2.

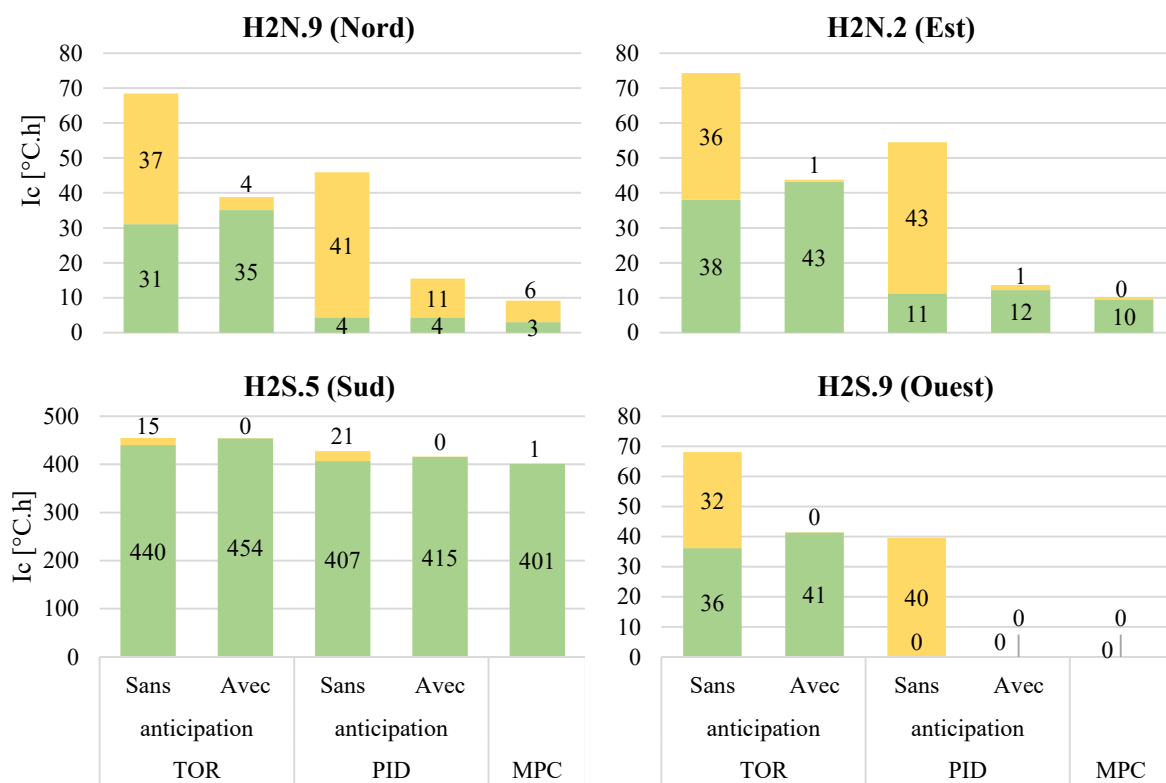


Figure 3-50 : Indicateur de confort global par zone et par type de contrôleur (attention, échelle des ordonnées différente pour la zone H2S.5). Indicateur au-dessus de la zone de confort en vert, indicateur au-dessous de la zone de confort en jaune.

3.4.4.2 Comparaison des comportements dynamiques des contrôleurs

Nous observons dans cette partie le comportement dynamique des contrôleurs prédictifs et des contrôleurs de référence avec anticipation, zone par zone, sur deux journées distinctes représentant des conditions de fonctionnement différentes, visibles sur la Figure 3-51 :

- Le 24 janvier, de 4 h à minuit, caractérisé par une température extérieure douce, entre 8 °C et 15 °C, ainsi que par une irradiation solaire importante pour cette saison.
- Le 22 février, de 4 h à minuit, caractérisé par une température extérieure basse, de 0 °C environ, et par une faible irradiation solaire.

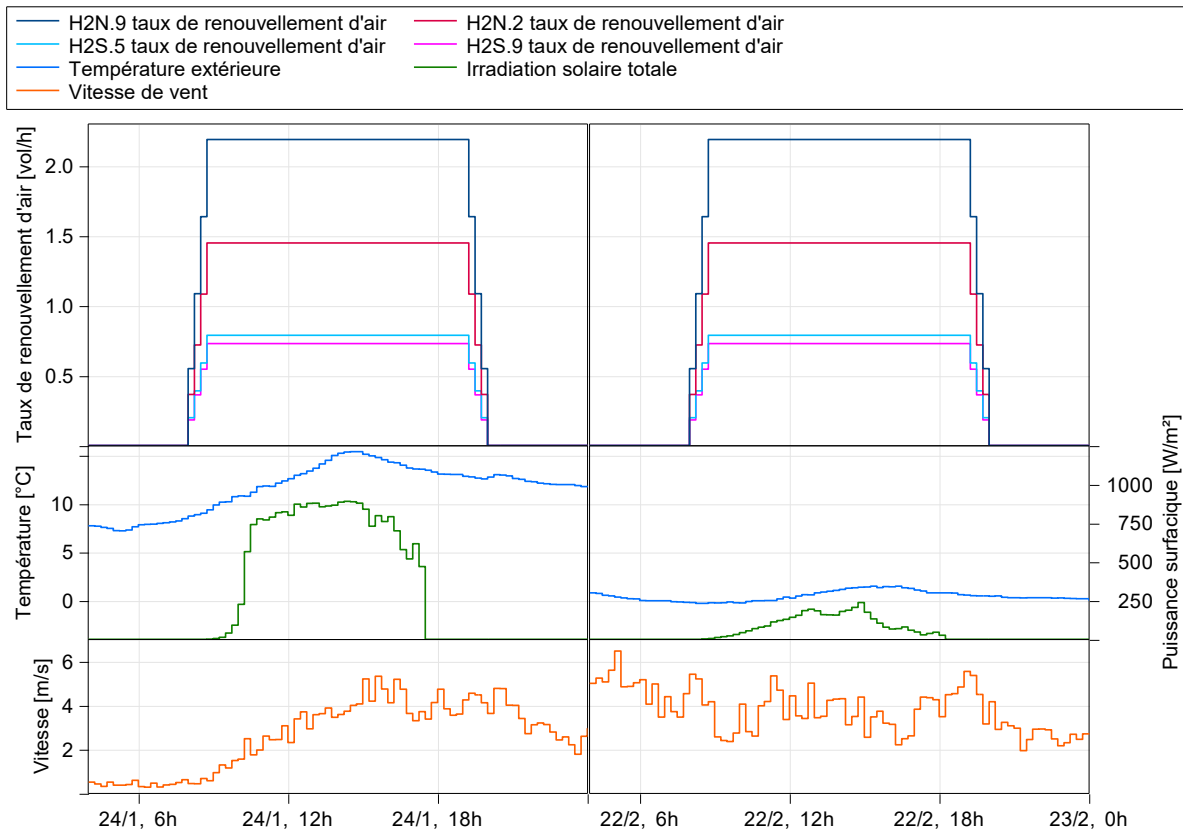


Figure 3-51 : Aperçu des perturbations extérieures sur les deux jours de test considérés.

Notons tout d'abord sur l'ensemble des zones la différence de besoins d'énergie entre le premier jour chaud et ensoleillé et le second jour froid et faiblement ensoleillé, matérialisée ici par les différences sur les commandes appliquées d'un jour à l'autre, visibles sur la Figure 3-52. Remarquons également les effets de l'irradiation solaire (encadrés en noir), sur les zones H2N.2 et H2S.5, exposée respectivement à l'est et au sud. On visualise ici très facilement l'amplitude des dépassements de consigne causés par l'irradiation solaire sur la zone H2S.5, expliquant comme mentionné précédemment les valeurs de MAE et d'indicateurs de confort particulièrement élevés sur cette zone. Par ailleurs, bien que la zone H2S.9 soit exposée à l'ouest, l'influence de l'irradiation solaire sur cette celle-ci reste limitée, même l'après-midi, du fait de la proximité du bâtiment Minami agissant comme un masque solaire (cf. § 3.2.1). L'effet de la ventilation est également bien visible (cercles noirs), aussi bien lors de sa mise en route que de son arrêt, particulièrement pour les contrôle PID et MPC. L'amplitude des variations varie d'une zone à l'autre selon le taux de renouvellement imposé, visible sur la Figure 3-51.

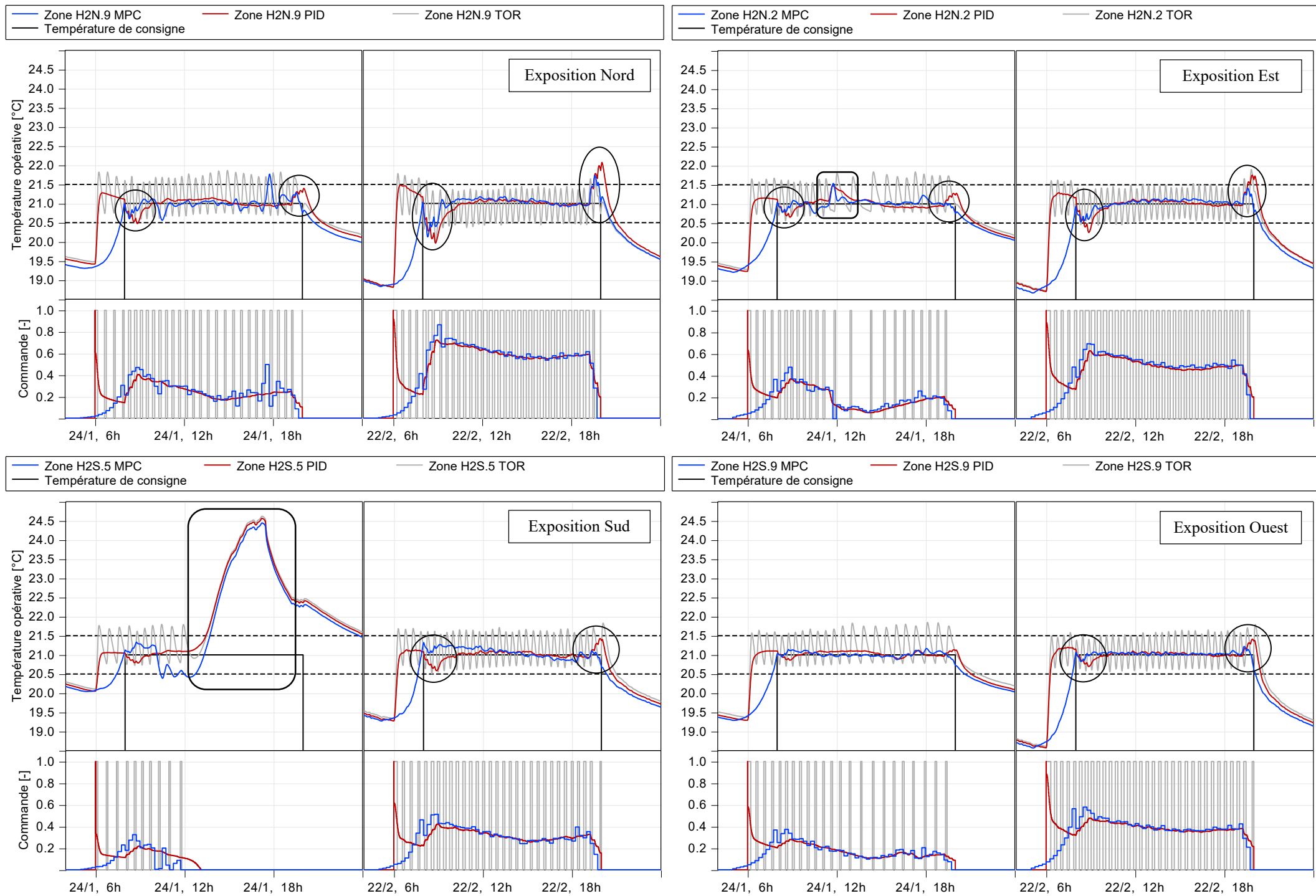


Figure 3-52 : Comportement dynamique des contrôleurs de référence avec anticipation et du contrôleur prédictif sur les quatre zones testées en conditions idéales.

On constate que le contrôle prédictif, tout comme les contrôleurs de référence grâce à l'anticipation appliquée, permettent d'atteindre la consigne désirée au moment voulu. Notons cependant une montée en température beaucoup plus progressive dans le cas du contrôle prédictif, qui est le résultat de l'utilisation d'une fonction de coût de forme quadratique. En effet, le contrôleur est forcé de privilégier les faibles commandes, du fait de l'élévation au carré dans le terme J_u (cf. (Eq.3.4)). L'essentiel de la différence de besoins d'énergie constatée entre le contrôle PID et le MPC semble se jouer au cours de cette phase de montée en température. Les profils de commande restent en effet très similaires sur l'ensemble de la journée, excepté lors de la mise en chauffe. Les montées en température dans le cas du PID sont ici très rapides, de l'ordre de 30 minutes environ, laissant à penser que le temps d'anticipation de 2 h pourrait être fortement réduit, ce qui aurait pour effet de limiter les besoins d'énergie, et donc de réduire l'économie d'énergie réalisée grâce au MPC à confort équivalent. Cependant, ce temps d'anticipation est celui actuellement paramétré sur le bâtiment Higashi, et reflète la réalité du terrain, en plus d'apporter la certitude de l'atteinte d'une température confortable, même dans les conditions les plus défavorables.

L'utilisation du contrôle prédictif permet par ailleurs de réduire l'amplitude des dépassements dus aux variations de débit de ventilation, notamment en fin de journée. Il semble également que les montées en température dues à l'irradiation solaire soient mieux gérées. Sur la zone H2S.5, le contrôleur prédictif a en effet accepté une faible baisse de température dans les heures précédant l'arrivée d'une irradiation solaire importante, de manière à limiter des dépassements trop importants par la suite. Notons enfin une réduction significative du pic de besoins matinal, pouvant représenter un intérêt du point de vue des systèmes de production de chaleur.

3.4.4.3 Conclusions

Les conclusions suivantes peuvent être tirées de cette première évaluation en conditions de fonctionnement idéales :

- Le gain en énergie résultant de l'utilisation du contrôle prédictif est non négligeable. Il se situe entre 4,6 % et 11,3 % selon la zone considérée si l'on considère le contrôle TOR comme référence, et entre 2,7 % et 4,5 % pour le PID.
- Ce gain d'énergie s'accompagne de manière générale d'un meilleur suivi de consigne, avec une amélioration moyenne de la MAE de 31 %. Ce gain s'observe majoritairement sur le contrôle TOR (56 %), il reste en effet très limité pour le contrôleur PID (5 %).
- Le contrôle prédictif permet d'assurer une anticipation correcte sur la totalité des changements de consigne, et ce pour les quatre zones testées. C'est également le cas des contrôleurs TOR et PID lorsque qu'une anticipation de 2 h leur est imposée.
- L'anticipation appliquée sur les contrôleurs de référence permet une forte diminution des dépassements négatifs, aussi bien pour le TOR que pour le PID, laissant sur cet indicateur une marge d'amélioration très réduite pour le contrôleur prédictif.
- L'anticipation ne permet pas de réduire les dépassements positifs résultants de l'utilisation d'un contrôleur TOR, induits par l'inertie thermique des plafonds rayonnants. Ceux-ci sont cependant très réduits par l'utilisation d'un contrôleur PID, laissant là aussi une faible marge d'amélioration au contrôleur prédictif.

Finalement, le contrôle prédictif reste intéressant par rapport au contrôle TOR, puisqu'il permet de réduire les dépassements positifs induits par l'inertie thermique des plafonds rayonnants tout en permettant une économie d'énergie se situant entre 4,6 % et 11,3 % selon la zone considérée. Le contrôle prédictif ne permet en revanche aucun gain sur les dépassements négatifs puisque ces derniers sont déjà

très réduits par l'application d'une anticipation. Celle-ci permet également au contrôleur TOR d'assurer une anticipation correcte sur la totalité des changements de consigne, rendant l'intérêt du contrôle prédictif nul sur ce point. À noter également une amélioration du suivi de consigne allant de 23 % à 84 % selon la zone testée.

Si l'on considère le contrôle PID en référence, l'intérêt du contrôle prédictif est plus limité. En effet, tout comme le contrôle TOR, l'anticipation appliquée au contrôle PID permet une réduction très importante des dépassements négatifs, ainsi qu'une anticipation correcte sur la totalité des changements de consigne. Les dépassements positifs étant également très limités, la marge d'amélioration possible via l'utilisation du contrôle prédictif reste réduite. L'intérêt du contrôle prédictif se trouve donc principalement du côté des besoins d'énergie. Ce dernier permet en effet une économie se situant entre 2,7 % et 4,5 % selon les zones, tout en permettant le maintien d'un confort thermique équivalent, voire légèrement meilleur.

3.5 Evaluation des performances du contrôle prédictif en conditions réalistes

Après avoir testé le contrôleur dans des conditions idéales de fonctionnement, nous nous intéressons dans cette partie à l'impact de la prise en compte d'hypothèses plus réalistes sur ses performances. Pour cela, les hypothèses de simulation considérées pour les zones adjacentes sont modifiées afin d'être identiques à celles utilisées lors de la phase de calibration, correspondant ainsi aux conditions de fonctionnement réelles du bâtiment. Dans un second temps, l'impact d'une perturbation non prévisible par le contrôleur, à savoir des apports internes d'origine électrique, est évalué.

3.5.1 Prise en compte du comportement réel des zones adjacentes

L'influence thermique des zones adjacentes à la zone contrôlée n'est pas prise en compte par le contrôleur. En effet, celui-ci ne dispose d'aucune information concernant l'état des zones adjacentes, comme leur température opérative par exemple. Les résultats précédents ont été obtenus avec de plannings reflétant une utilisation homogène du bâtiment, induisant un comportement thermique similaire d'une zone à l'autre, limitant ainsi l'influence des zones adjacentes sur la zone contrôlée. L'objectif dans cette partie est de réévaluer les performances du contrôleur dans des conditions plus proches des conditions réelles de fonctionnement, à travers l'utilisation de plannings réels pour les zones adjacentes. Les hypothèses de simulation détaillées dans la partie précédente restent donc inchangées pour les quatre zones testées. En revanche, les autres zones du bâtiment sont modélisées selon les mêmes hypothèses que pendant la phase de calibration (cf. § 2.5), correspondant à l'utilisation réelle du bâtiment sur la période considérée. Nous reprenons sur la Figure 3-53 les résultats obtenus pour la zone H2N.2 en conditions idéales, que nous comparons à ceux obtenus sur la même zone avec prise en compte du comportement réel des zones adjacentes.

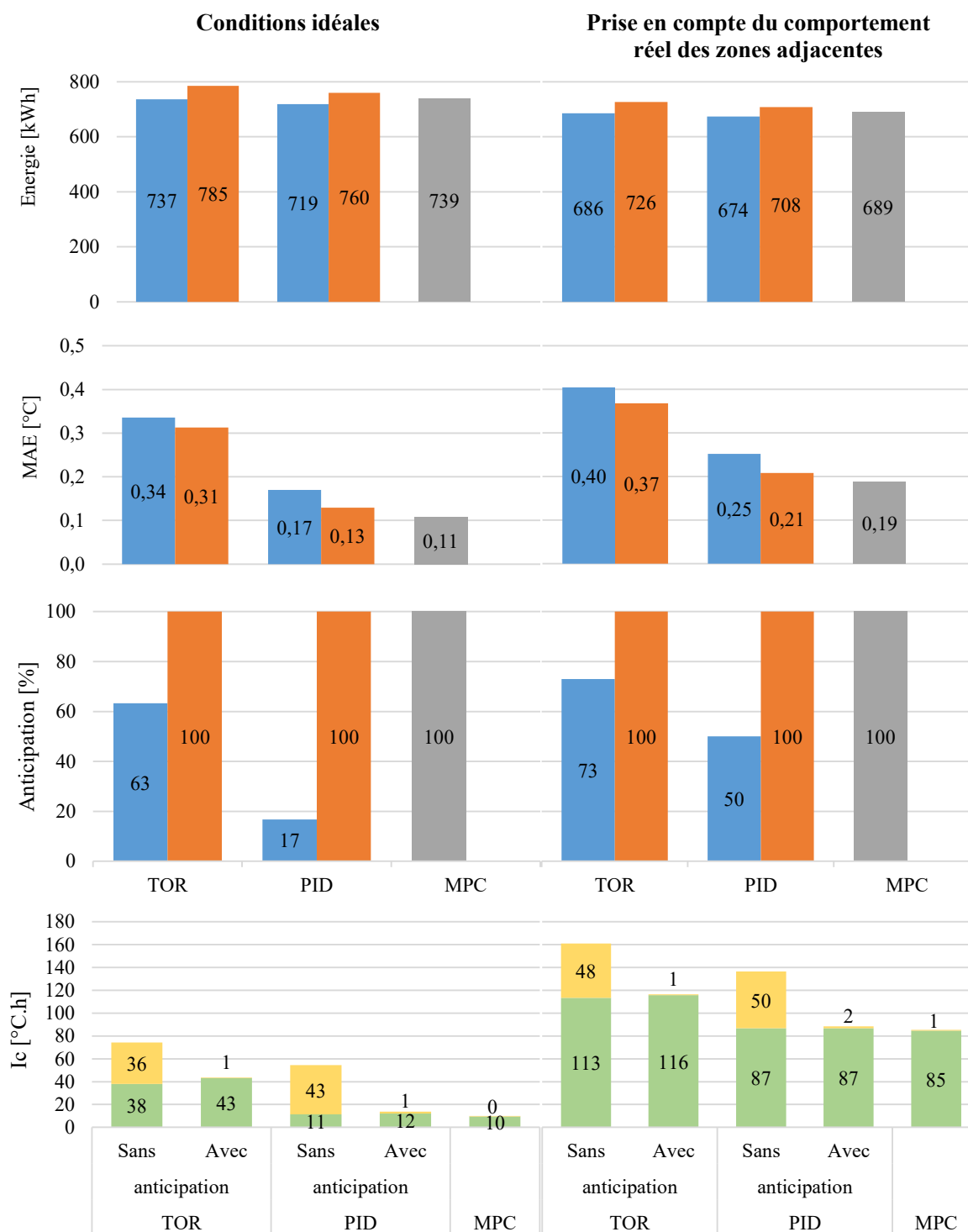


Figure 3-53 : Indicateurs de performance par type de contrôleur sur la zone H2N.2 (Est) en condition idéales (à gauche) et avec prise en compte du comportement réel des zones adjacentes (à droite). En bleu sans anticipation, en orange avec anticipation. Indicateur au-dessus de la consigne en vert, indicateur au-dessous de la consigne en jaune.

Les besoins d'énergie avec prise en compte du comportement réel des zones adjacentes sont légèrement inférieurs aux besoins en conditions idéales, visible sur la Figure 3-53. Cela s'explique par des consignes de température dans les zones adjacentes pouvant atteindre des températures de 23 °C en fonctionnement réel, contre 21 °C en conditions idéales. Les zones adjacentes sont donc globalement à des températures plus élevées, réduisant les besoins de la zone testée. Ces consignes plus élevées ont tendance à favoriser l'apparition de surchauffes en début et fin de saison chauffe, provoquant une

augmentation de l'erreur moyenne absolue, comme représenté sur la Figure 3-53. Les contrôleurs prédictifs, tout comme les contrôleurs de référence avec anticipation, sont toujours capables d'anticiper correctement la totalité des changements de consigne, comme le montre la Figure 3-53. Les dépassements de consigne négatifs sans anticipation ont par ailleurs légèrement augmenté, comme illustré sur la Figure 3-53. Cela s'explique par des consignes de températures basses sur les zones adjacentes pendant la période des fêtes de Noël du fait de l'inoccupation du bâtiment. La baisse de température des zones adjacentes sur cette période entraîne sur la zone testée une baisse de température plus rapide en période d'inoccupation. La température au moment du changement de consigne est donc plus basse, augmentant ainsi l'inconfort lors de la remise en chauffe. Les dépassements de consigne positifs sont quant à eux accrus du fait l'augmentation des surchauffes, pour les mêmes raisons que précédemment.

Malgré quelques différences sur les valeurs absolues, nous constatons que les tendances observées d'un contrôleur à l'autre avec et sans anticipation sont sensiblement les mêmes, ceci pour l'ensemble des indicateurs. Les économies d'énergie réalisables restent du même ordre qu'en conditions idéales, comme le montre la Figure 3-54. L'économie moyenne réalisable passe de 5,8 % à 4,8 %. Les conclusions énoncées précédemment concernant l'intérêt du contrôle prédictif restent finalement inchangées à ce stade de l'étude.

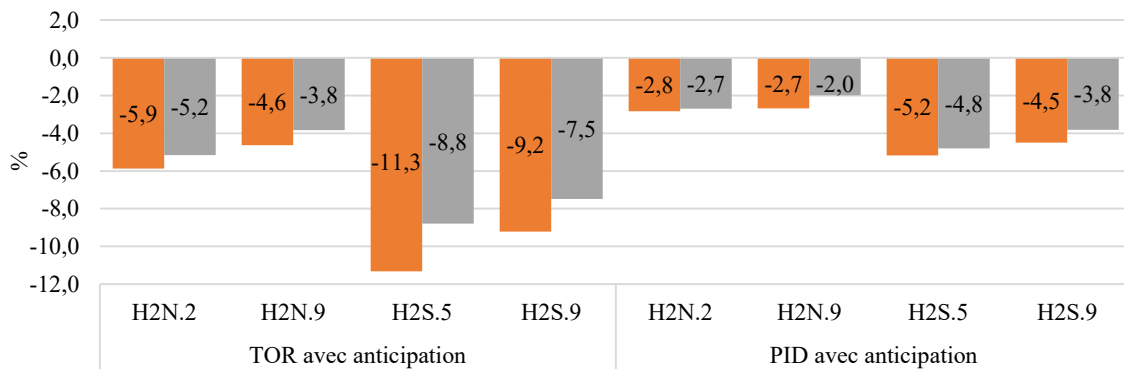


Figure 3-54 : Écart relatif par zone sur les besoins d'énergie entre le contrôleur prédictif et les contrôleurs de référence avec anticipation, en condition idéales (en orange) et avec prise en compte du comportement réel des zones adjacentes (en gris).

3.5.2 Impact d'une perturbation non prévisible

Un bâtiment est soumis à un nombre important de perturbations parfois difficilement prévisibles. Certaines d'entre elles ne peuvent donc pas être prises en compte par le contrôleur et peuvent potentiellement venir perturber son fonctionnement. L'objectif est donc d'évaluer la capacité d'un contrôleur prédictif à fonctionner correctement en présence d'une perturbation non prévisible, ceci afin de se rapprocher davantage de conditions réelles de fonctionnement. Nous avons constaté précédemment que le comportement des contrôleurs prédictifs sur les quatre zones de test reste très similaire, par conséquent, le test est mené sur la zone H2N.2 uniquement, simulée en conditions réelles. Par ailleurs, afin de limiter la quantité de résultats, seul le contrôleur PID avec anticipation sera utilisé comme référence. La performance du contrôleur prédictif par rapport au contrôleur PID avec anticipation est donc réévaluée en conditions réelles et en présence d'une perturbation non prévisible, à savoir des apports internes d'origine électrique, fortement dépendants du comportement des occupants. Ces derniers sont issus de la mesure sur le bâtiment réel et sont identiques à ceux utilisés pour cette zone durant la phase de calibration.

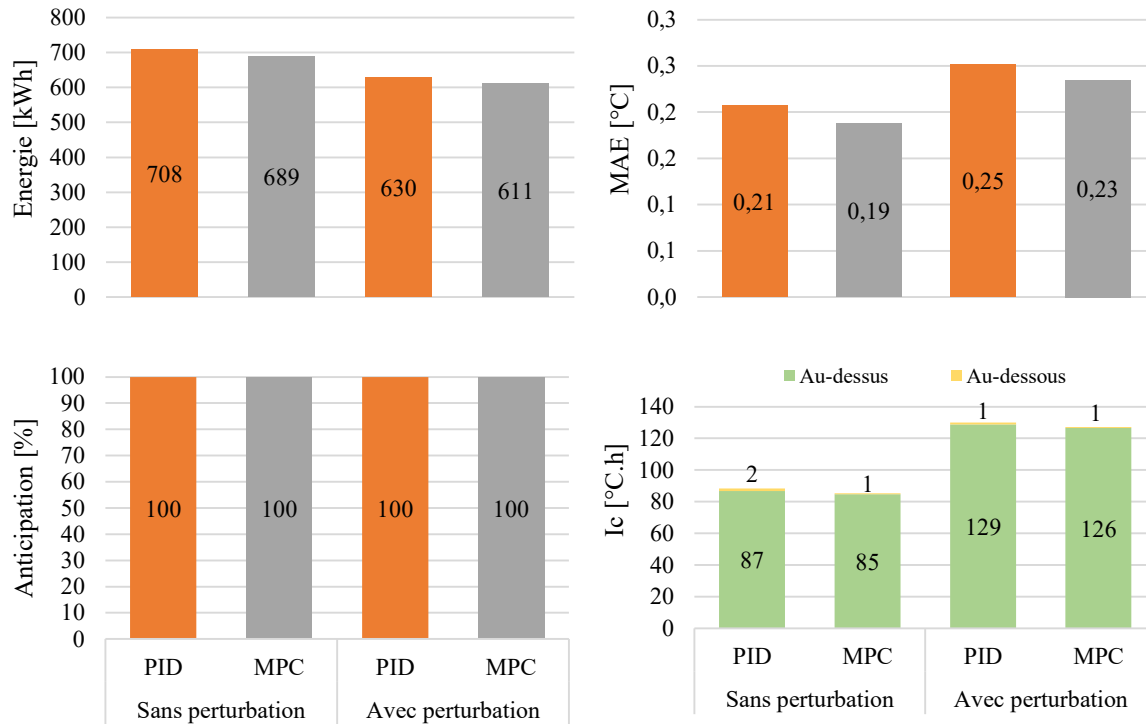


Figure 3-55 : Comparaison des résultats obtenus pour un contrôleur PID avec anticipation et pour un contrôleur prédictif, sans et avec perturbation non prévisible sur la zone H2N.2 (Est).

Les résultats visibles sur la Figure 3-55 montrent une diminution des besoins d'énergie pour les deux contrôleurs, facilement explicable par la présence d'apports internes supplémentaires, diminuant les besoins en chaleur. Nous constatons par ailleurs une hausse de l'erreur moyenne absolue, traduisant un suivi de consigne moins performant, s'expliquant également par la présence d'apports internes variables dans le temps venant perturber la stabilité de la température intérieure. En revanche, ces derniers ne viennent pas perturber les contrôleurs dans leur capacité à anticiper, puisque 100 % des changements de consigne restent correctement gérés. Enfin, si les dépassements négatifs restent très faibles, on observe naturellement une augmentation des dépassements positifs. Ces observations sont cohérentes avec les observations pouvant être faites concernant le comportement dynamique des contrôleurs sans et avec prise en compte des apports internes visible sur la Figure 3-56. Notons la forme en « escalier » de la commande prédictive du fait de l'intervalle de commande de 15 minutes entraînant une commande constante sur ce laps de temps.

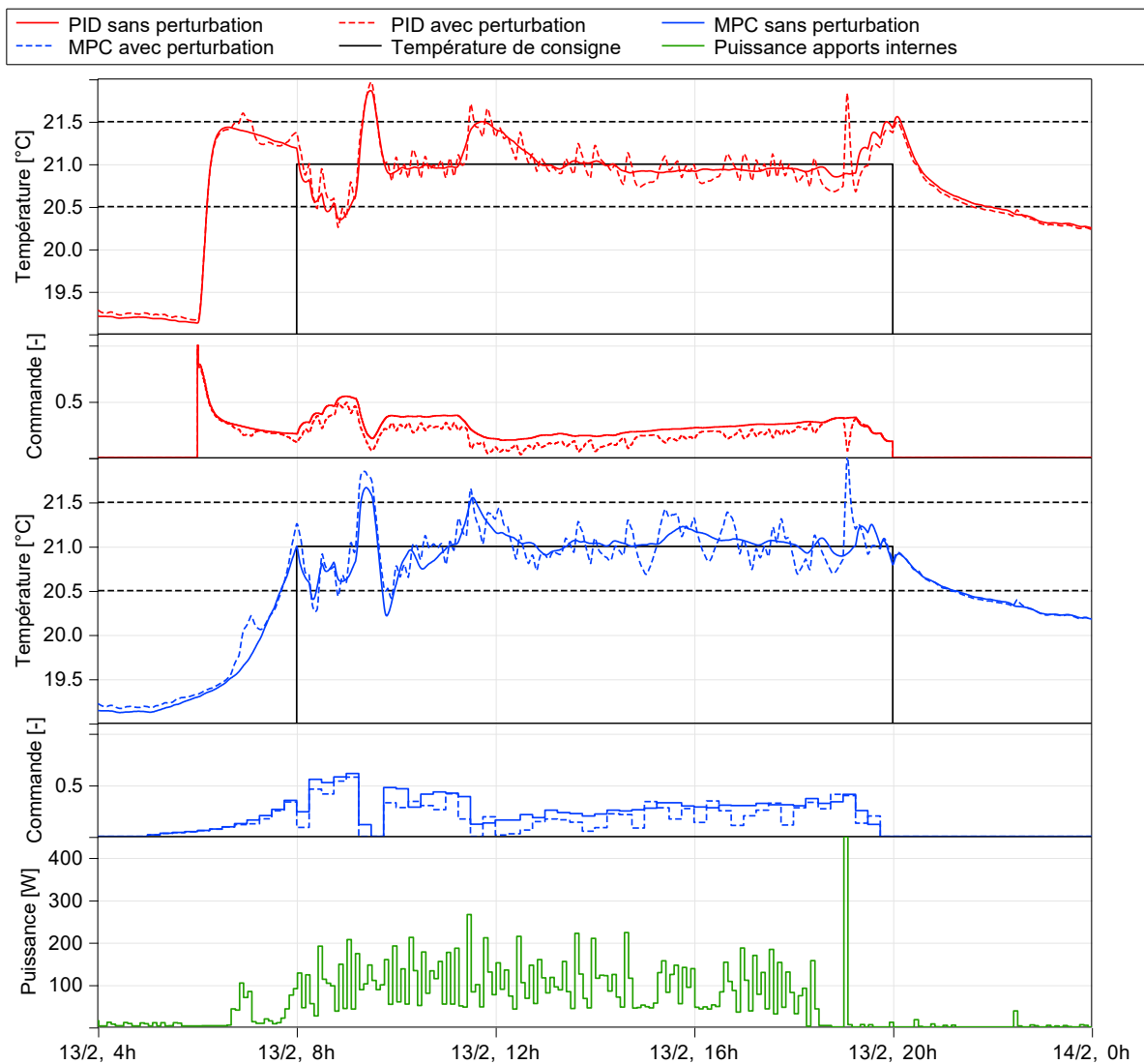


Figure 3-56 : Comportement dynamique du contrôleur PID avec anticipation et du contrôleur prédictif, sans et avec une perturbation non prévisible.

Au vu de ces résultats, il semble que les capacités anticipatives du contrôleur PID et du contrôleur prédictif ne soient pas remises en cause. De plus la sensibilité et la réaction des deux contrôleurs à une perturbation non prévisible reste équivalente. Par conséquent, les conclusions faites précédemment quant à l'utilité du contrôle prédictif par rapport au contrôle PID devraient rester du même ordre, et ce même en considérant des perturbations non prévisibles.

3.6 Cas d'un émetteur inertielle

3.6.1 Présentation de la démarche

Nous l'avons vu précédemment, l'avantage principal d'un contrôleur prédictif par rapport aux contrôleurs usuels réside dans sa capacité à anticiper les changements de consigne. Cet avantage est par ailleurs d'autant plus intéressant que le temps d'anticipation nécessaire est élevé. En effet, plus le temps d'anticipation nécessaire à l'atteinte de la consigne est important, plus l'inconfort observé avec un contrôleur classique est grand. Le contrôle prédictif est donc particulièrement intéressant dans le cas de systèmes inertiels. Par conséquent, afin de compléter les observations faites précédemment en présence de plafonds rayonnants, qui sont des émetteurs considérés comme étant faiblement inertiels, une étude similaire est menée sur la zone H2N.2 équipée d'un émetteur fortement inertielle, à savoir un plancher chauffant. Le principe de fonctionnement de la co-simulation est illustré par la Figure 3-57. Celui-ci est similaire à celui décrit précédemment dans le cas des plafonds rayonnants (cf. § 3.2.1), à la différence près qu'ici, l'émetteur n'est pas modélisé sur Matlab/Simulink, mais directement sur EnergyPlus. La co-simulation est conduite selon des hypothèses de modélisation strictement identiques à celles utilisées précédemment (cf. § 3.5.1). Les contrôleurs sont donc évalués en considérant le comportement réel des zones adjacentes.

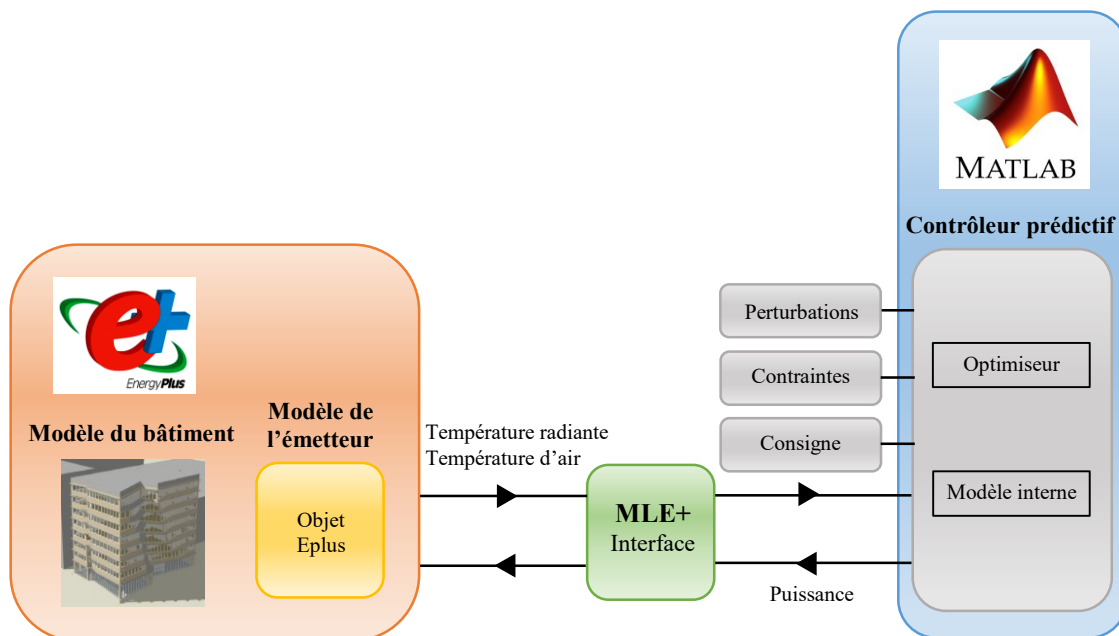


Figure 3-57 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour le contrôleur prédictif associé à l'émetteur inertielle

Le réseau de neurones est élaboré selon la même méthode que précédemment. En revanche, dans la partie précédente, le réseau de neurones modélisait uniquement la zone testée et l'émetteur faisait l'objet d'une modélisation à part entière sur Matlab/Simulink. Ici, le réseau de neurones est entraîné sur des données d'apprentissage générées grâce au modèle EnergyPlus intégrant directement le modèle de plancher chauffant. Le RN ainsi obtenu modélisera à la fois la zone et son émetteur. Le modèle interne du contrôleur prédictif est donc uniquement constitué du réseau de neurones.

La régulation TOR n'étant pas adaptée à la régulation de ce type d'émetteur, seule la régulation PID est utilisée comme référence. Son fonctionnement, illustré par la Figure 3-58, reste le même que précédemment. Seuls les paramètres du régulateur PID sont ajustés pour l'adapter à la nouvelle configuration. Comme pour les plafonds rayonnants, le contrôleur PID est évalué sans et avec anticipation. Afin d'être adaptée au nouvel émetteur, une anticipation de 5 h est maintenant imposée, au lieu de 2 h pour les plafonds rayonnants, afin de garantir les conditions de confort à 8 h.

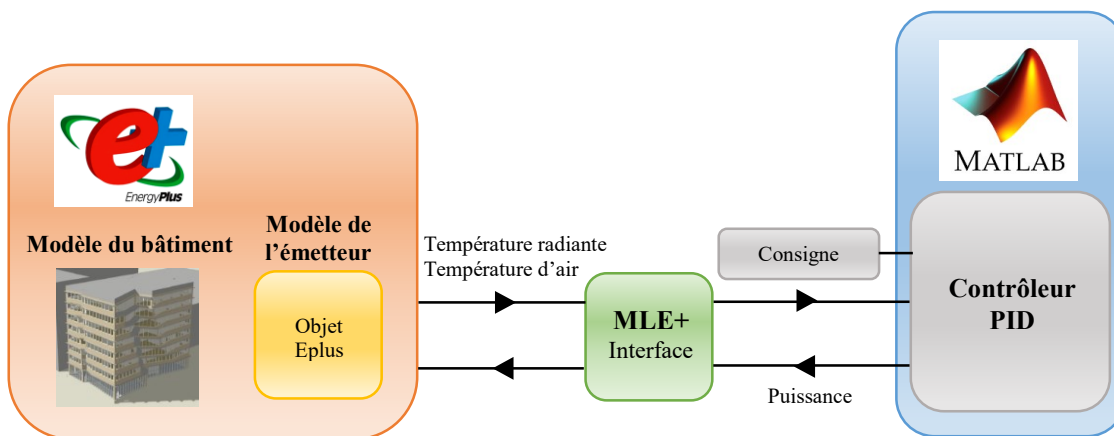


Figure 3-58 : Synoptique de fonctionnement de la co-simulation pour le contrôleur de référence PID associé à l'émetteur inertiel.

3.6.2 Description de l'émetteur

Le plancher chauffant est modélisé par EnergyPlus via l'objet *LowTemperatureRadiant.Electric* [179]. Sa puissance nominale est fixée comme étant égale à la puissance nominale des plafonds rayonnants utilisés précédemment (cf. § 3.2.1). Cette hypothèse correspond aux pratiques actuelles, selon lesquelles les émetteurs sont dimensionnés de manière statique, en fonctions des déperditions calculées sur les différentes surfaces déperditives de la zone considérée. La puissance nominale est donc déterminée en fonction des besoins de la zone, qui sont indépendants du type d'émetteur. La puissance est considérée comme étant émise de manière uniforme sur un plan situé entre deux couches du plancher. Le transfert thermique est considéré dans la direction du flux uniquement, c'est-à-dire perpendiculairement au plancher. Le plancher, de l'extérieur vers l'intérieur de la zone, est composé d'un dalle béton, d'une couche d'isolant, puis d'une chape au milieu de laquelle se situe le système de chauffage, tel que détaillé sur la Figure 3-59. Sa résistance thermique totale est de $1,86 \text{ [K} \cdot \text{W}^{-1}]$. La couche isolante permet ici de se couper de l'inertie de la dalle de béton et de diriger au maximum le flux thermique vers la zone à chauffer afin d'obtenir un système d'émission plus réactif.

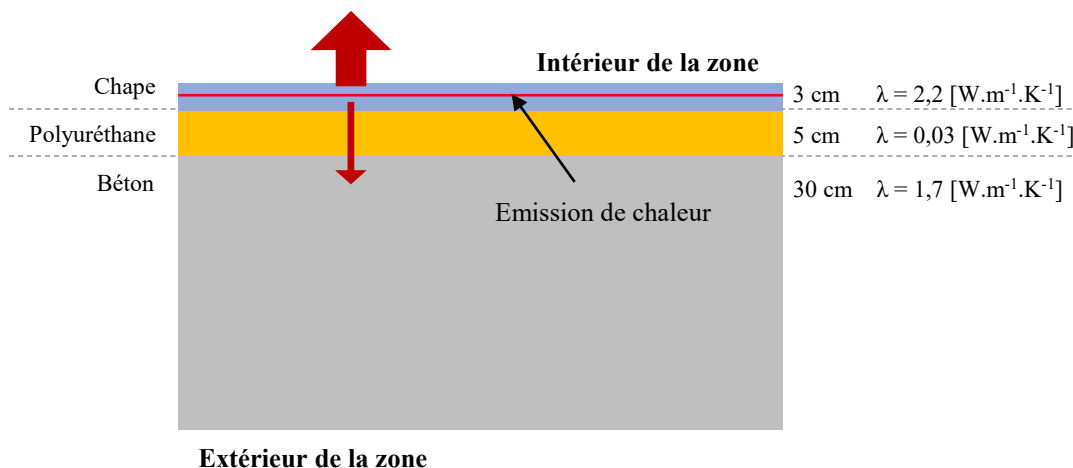


Figure 3-59 : Composition du plancher, schéma à l'échelle.

Si la notion d'inertie thermique est difficile à appréhender, elle peut être définie comme étant la vitesse avec laquelle un système réagit à des perturbations extérieures. L'inertie dépend des propriétés thermiques du système considéré et résulte du couplage entre conductivité thermique, capacité thermique massique, et masse volumique, menant à la définition de deux grandeurs que sont la diffusivité et l'effusivité. La diffusivité décrit la vitesse à laquelle la chaleur est transmise au sein d'un matériau, alors que l'effusivité décrit la capacité d'un matériau à échanger de l'énergie thermique avec son environnement [180]. Si ces grandeurs sont facilement déterminables pour un matériau homogène, il est beaucoup plus complexe de caractériser l'inertie d'un système réel composé de divers matériaux organisés dans l'espace de manière non homogène, comme un plafond rayonnant par exemple. Ainsi, en première approche puisque ce seul paramètre n'est pas suffisant pour caractériser l'inertie thermique, les capacités calorifiques des plafonds rayonnants et du plancher chauffant ont été calculées dans le Tableau 3-13. On observe que la capacité calorifique du plancher chauffant, considérée comme étant égale à celle de la chape (l'isolant « coupe » l'accès à l'inertie de la dalle), s'élève à 869 400 J.K⁻¹, soit 17 fois plus que celle des plafonds rayonnants installés dans la zone.

Puissance nominale [W]	1 463
Puissance installée [W.m ⁻²]	215
Capacité calorifique surfacique [J.K ⁻¹ .m ⁻²]	7 390
Capacité calorifique des plafonds rayonnants [J.K⁻¹]	50 286
Surface de la zone [m ²]	13,8
Épaisseur de la chape [cm]	3
Masse volumique de la chape [kg.m ⁻³]	2 100
Capacité calorifique massique de la chape [J.K ⁻¹ .kg ⁻¹]	1 000
Capacité calorifique du plancher chauffant [J.K⁻¹]	869 400

Tableau 3-13 : Capacité calorifique du plancher chauffant par rapport à celle des plafonds rayonnants.

La différence d'inertie est nettement visible sur la Figure 3-60 lorsque l'on compare les montées en température dans chacun des cas sur la zone H2N.2. Lorsque la zone est équipée de plafonds rayonnants, la consigne est atteinte après un peu moins de 4 h contre plus de 8 h dans le cas d'un plancher chauffant. L'effet de l'inertie est également visible après la coupure du chauffage à 20 h, avec une baisse en température bien plus lente dans le cas du plancher chauffant.

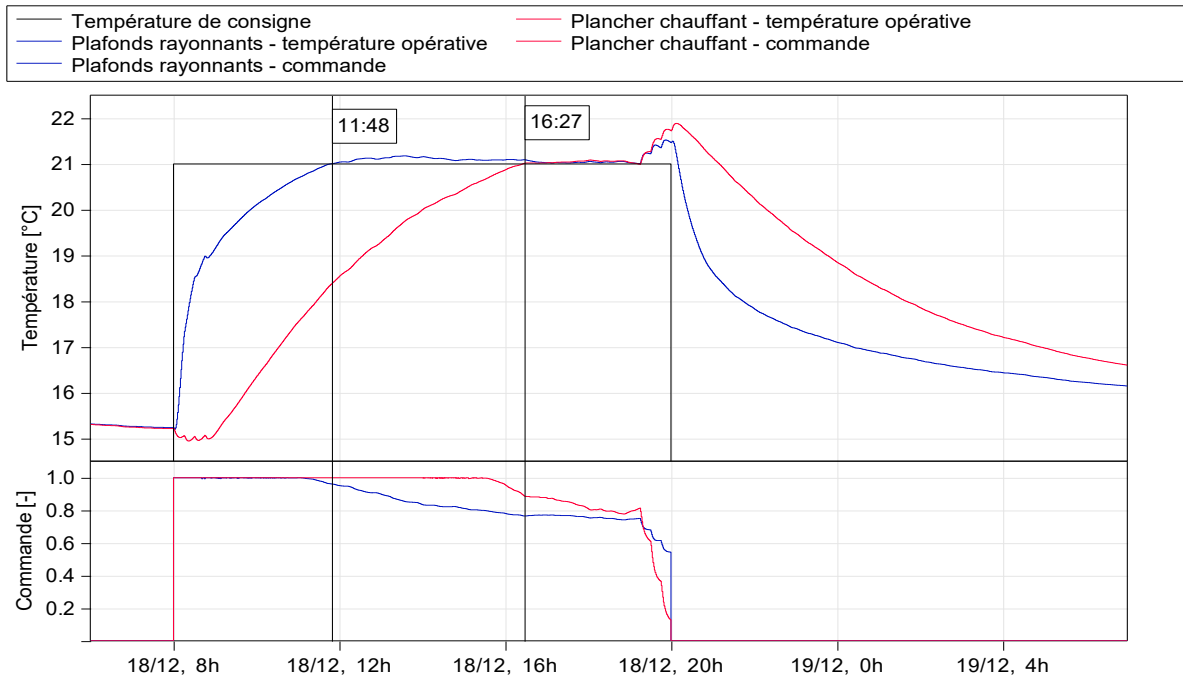


Figure 3-60 : Effet du type d'émetteur sur l'évolution de la température opérative de la zone H2N.2, régulation par PID.

3.6.3 Analyse des résultats

3.6.3.1 Performance du réseau de neurones

Le réseau de neurones a été construit selon la même méthode et les mêmes paramètres que dans le cas des plafonds rayonnants (cf. § 3.3.3). Les résultats obtenus après optimisation sont résumés dans le Tableau 3-14.

	Nombre de neurones dans la couche cachée	Retard sur les entrées	Retard sur les sorties	Nombre d'éléments	MSE
H2N.2	13	10	12	1 184	$7,35 \cdot 10^{-4}$

Tableau 3-14 : Résultats obtenus après optimisation dans le cas d'un émetteur inertiel.

La performance du RN obtenu après optimisation est du même ordre de grandeur que la performance des RN obtenus précédemment pour les zones H2N.2, H2N.9, et H2S.9. Comme le montre le nombre d'éléments, la structure obtenue après optimisation est assez complexe. En effet, le nombre de neurones dans la couche cachée ainsi que le retard sur la sortie correspondent aux bornes supérieures fixées pour l'optimisation. Comme le montre la Figure 3-61, la performance du réseau reste malgré tout satisfaisante, l'optimisation n'est donc pas relancée en élargissant les intervalles de recherche.

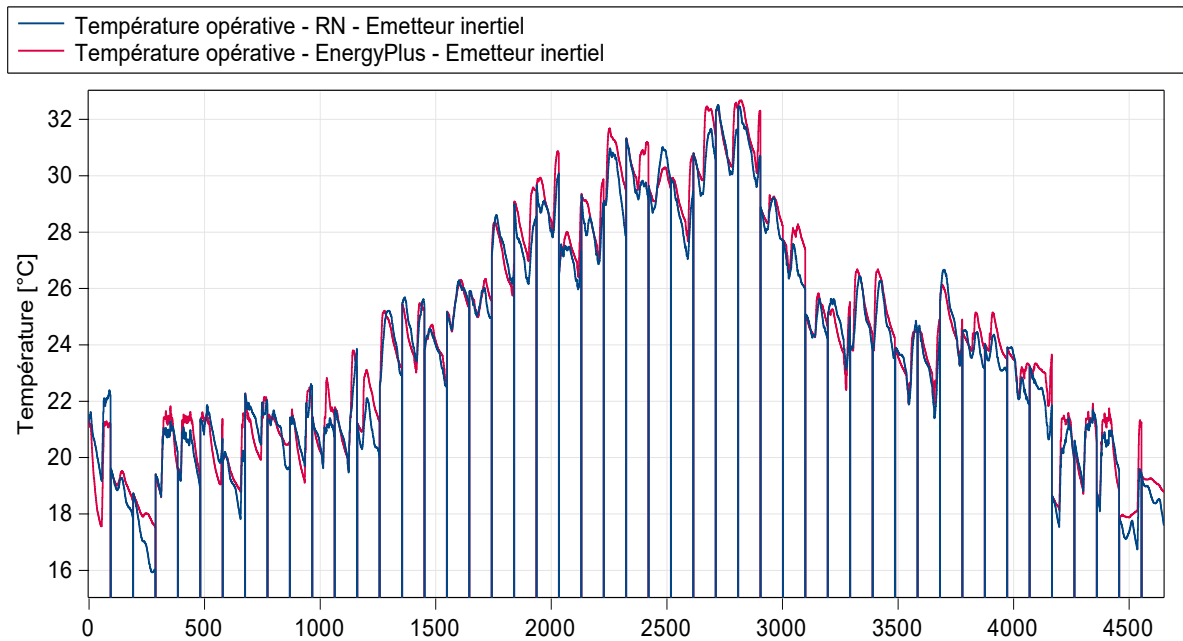


Figure 3-61 : Evolution de la température opérative comparée à la simulation EnergyPlus pour les 48 tests dans le cas d'un émetteur inertiel.

Cette décision est justifiée si l'on observe la Figure 3-62, sur laquelle la forme du nuage de points semble rejoindre une asymptote horizontale à partir de 500 éléments environ, signifiant que la performance ne pourrait guère être améliorée avec l'augmentation de la complexité du RN. Notons également que l'allure du nuage de point est différente de celle visible sur la Figure 3-33 correspondant à la même zone mais sans prise en compte du système d'émission dans l'apprentissage. La forme du nuage n'est pas sans rappeler celle d'un front de Pareto, signifiant qu'une amélioration de la performance se fait nécessairement au prix d'une augmentation de la complexité, jusqu'à l'atteinte d'une asymptote horizontale.

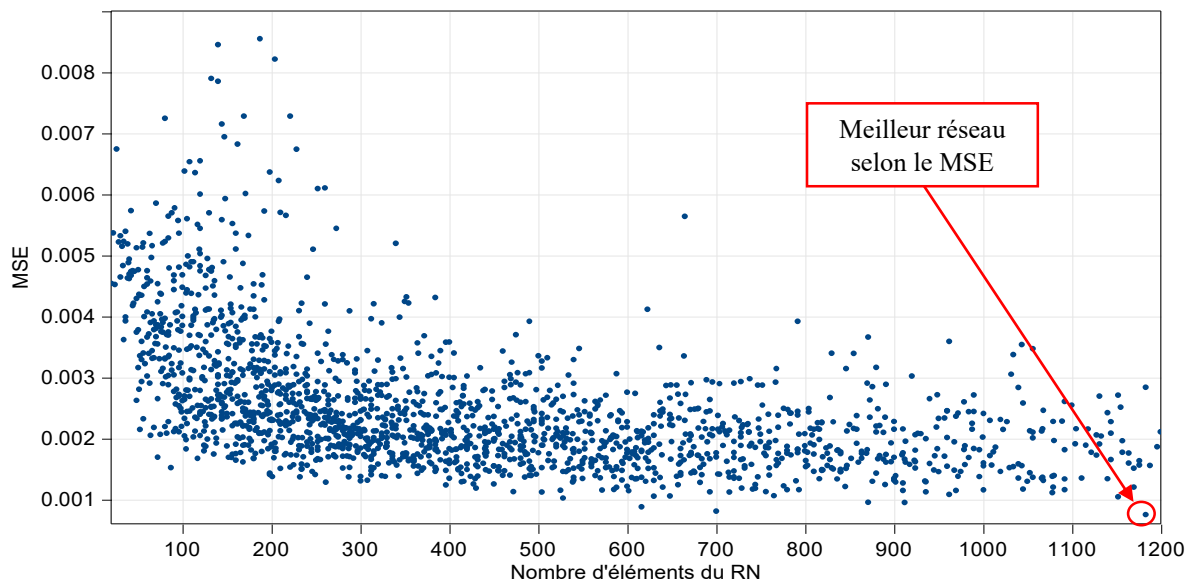


Figure 3-62 : Performance des RN mesurée selon le MSE en fonction de leur complexité dans le cas d'un émetteur inertiel.

Les nuages de points obtenus ici et visibles sur la Figure 3-63 sont par ailleurs moins dispersés que ceux obtenus précédemment (cf. § 3.3.5.1), se rapprochant davantage de l'allure représentée sur la Figure 1-11 au cours du Chapitre 1.

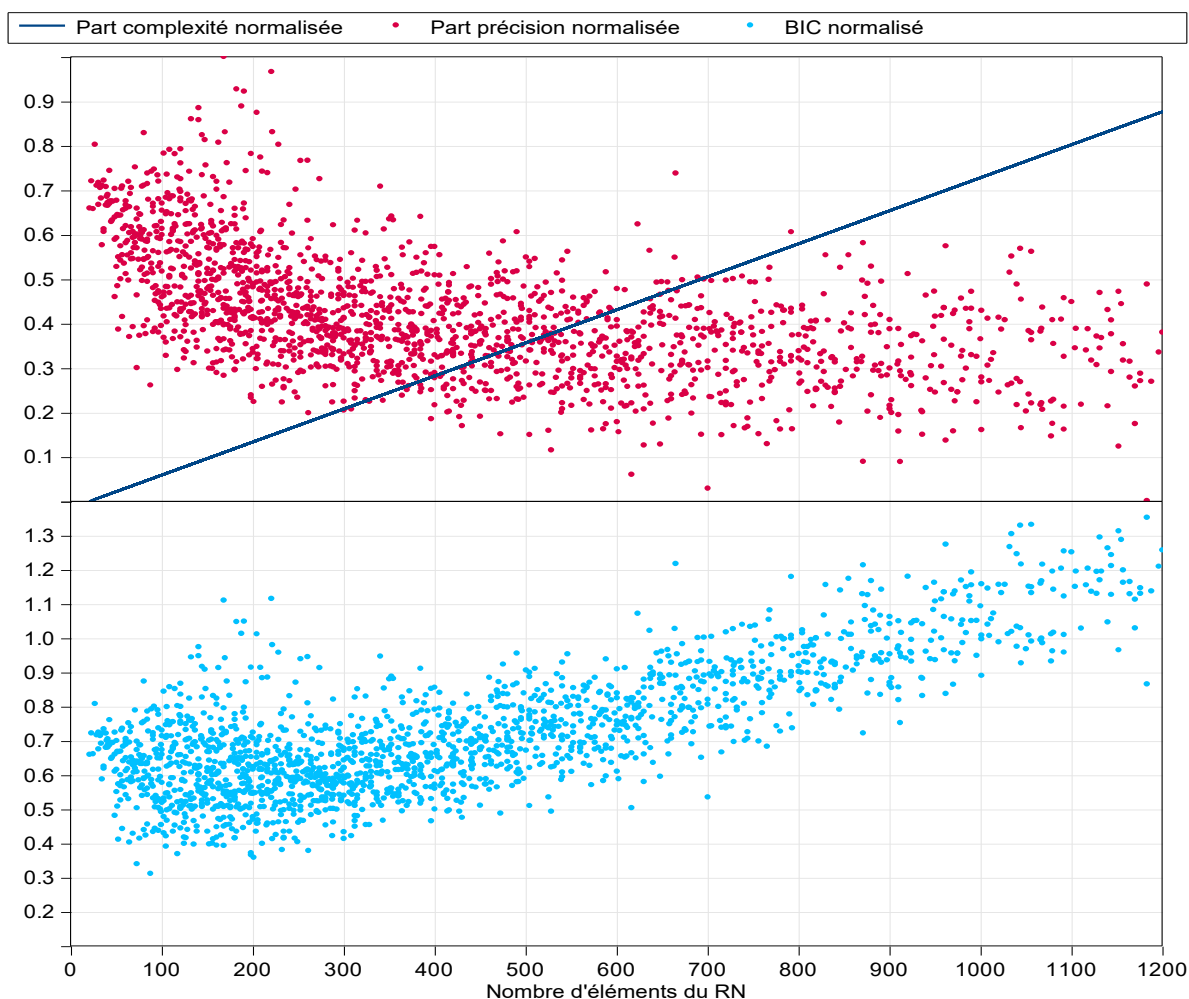


Figure 3-63 : Complexité normalisée, précision normalisée, et critère BIC résultant en fonction de leur complexité dans le cas d'un émetteur inertiel.

3.6.3.2 Analyse des indicateurs statistiques

Les résultats obtenus à l'issue des différentes co-simulations sont détaillés dans le Tableau 3-15 et représentés sur la Figure 3-64.

Zone H2N.2 (Est)		PID		MPC
		Sans anticipation	Avec anticipation	
Besoins d'énergie	E [kWh]	847	942	898
Suivi de consigne	MAE [°C]	0,61	0,37	0,28
Anticipation	$\%_{ant}$ [%]	50	100	100
Maintien d'une température confortable	$I_{c_{plus}}$ [°C.h]	165,8	166,5	131,8
	t_{plus} [h]	256,6	253,3	187,5
	Er_{plus} [°C]	0,65	0,66	0,70
	$I_{c_{moins}}$ [°C.h]	330,2	31,4	7,5
	t_{moins} [h]	227,1	111,7	38,6
	Er_{moins} [°C]	-1,45	-0,28	-0,19

Tableau 3-15 : Récapitulatif des résultats obtenus en conditions réelles pour la zone H2N.2 en présence d'un plancher chauffant.

Notons tout d'abord que les tendances observées sur l'ensemble des indicateurs pour le plancher chauffant restent les mêmes que dans le cas des plafonds rayonnants. Concernant les besoins d'énergie,

une hausse générale est observée puisque ceux-ci se situent aux alentours de 900 kWh selon le contrôleur considéré, contre 700 kWh environ lorsque la zone est équipée de plafonds rayonnants. Le gain d'énergie suivant la mise en place du contrôle prédictif est plus important dans le cas du plancher chauffant, puisque celui-ci passe de 2,7 % à 4,6 %. Les erreurs observées sont près de deux fois plus importantes pour le plancher chauffant, reflétant un suivi de consigne de moins bonne qualité par rapport à un émetteur faiblement inertielle. Par ailleurs, si la mise en place d'une anticipation sur le contrôle PID permet déjà une amélioration significative du suivi de consigne, l'utilisation du contrôle prédictif permet une baisse supplémentaire non négligeable de 27 %, à comparer aux 10 % d'amélioration obtenus dans le cas des plafonds rayonnants. La capacité d'anticipation reste quant à elle inchangée lors de l'utilisation du contrôle prédictif, celle-ci étant déjà garantie par l'utilisation du contrôle PID avec anticipation. Concernant le confort thermique, les gains obtenus suite à l'utilisation du contrôle prédictif semblent plus intéressants dans le cas du plancher chauffant, même si le contrôle PID avec anticipation permet là aussi une réduction déjà importante des dépassements négatifs. Notons également une réduction non négligeable des dépassements positifs, contrairement aux plafonds rayonnants pour lesquels le contrôle PID avec anticipation permettait déjà l'atteinte de niveaux très bas.

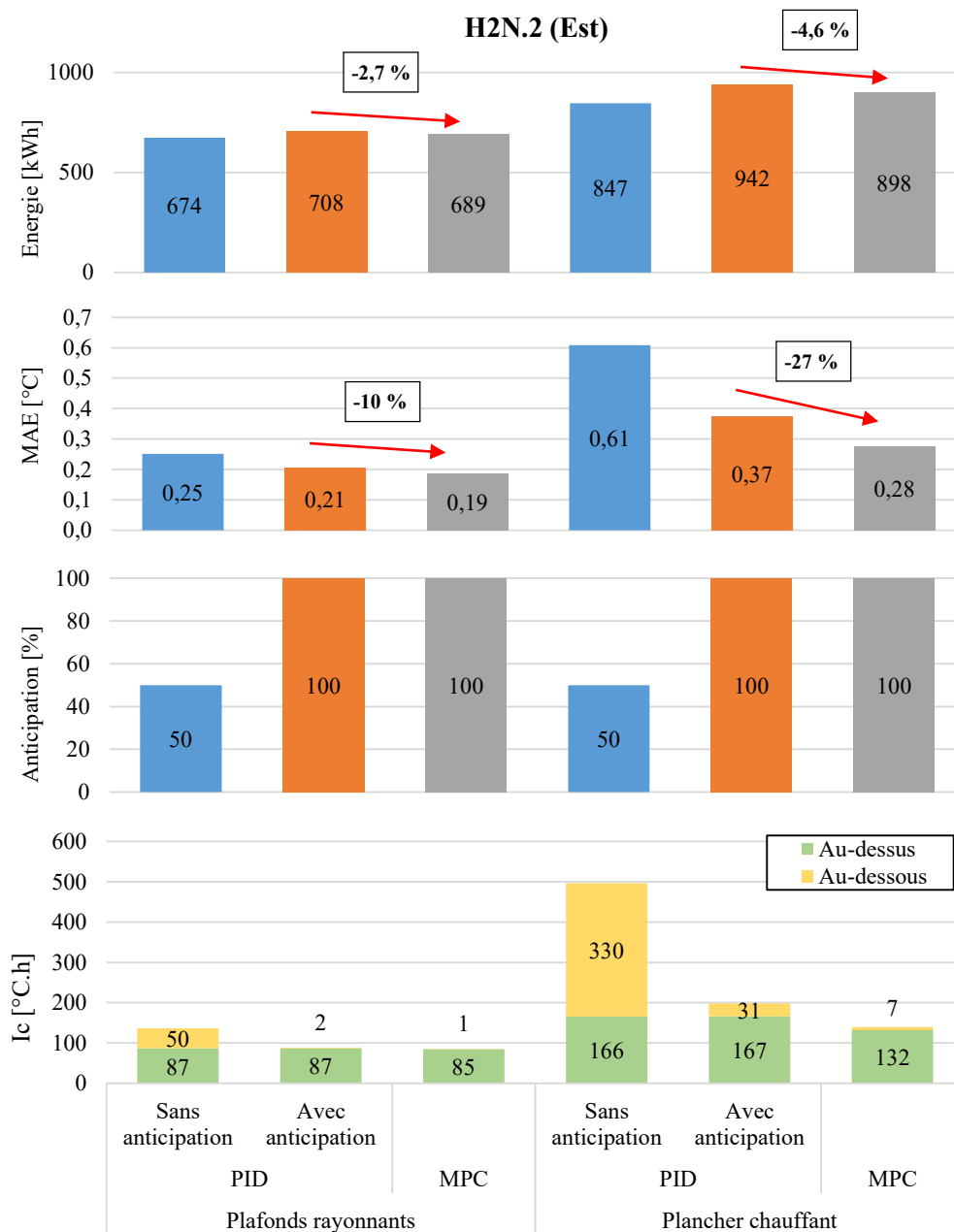


Figure 3-64 : Comparaison par indicateur des gains obtenus suite à l'utilisation du contrôle prédictif par rapport au contrôle PID dans le cas des plafonds rayonnants et du plancher chauffant sur la zone H2N.2.

3.6.3.3 Comparaison des comportements dynamiques des contrôleurs

Le comportement dynamique des contrôleurs est analysé sur trois journées de fonctionnement visibles sur la Figure 3-65. Notons tout d'abord sur chaque journée les capacités d'anticipation des deux contrôleurs, avec une température de consigne atteinte à 8 h. Si le temps d'anticipation paraît surdimensionné pour la première et la troisième journée, il semble tout juste suffisant pour la deuxième journée pour laquelle la température nocturne précédant la période d'occupation est particulièrement basse. Comme dans le cas des plafonds rayonnants, l'effet de la mise en route et de l'arrêt de la ventilation est clairement visible (cercles noirs en trait plein et pointillés sur la Figure 3-65). Le contrôle prédictif permet d'ailleurs une meilleure gestion de ces perturbations (cercles noirs), sauf dans deux cas (cercles pointillés noirs) pour lesquels la commande est saturée au maximum ou au minimum. Enfin, remarquons également une meilleure gestion des surchauffes avec le contrôle prédictif (encadrés en noir).

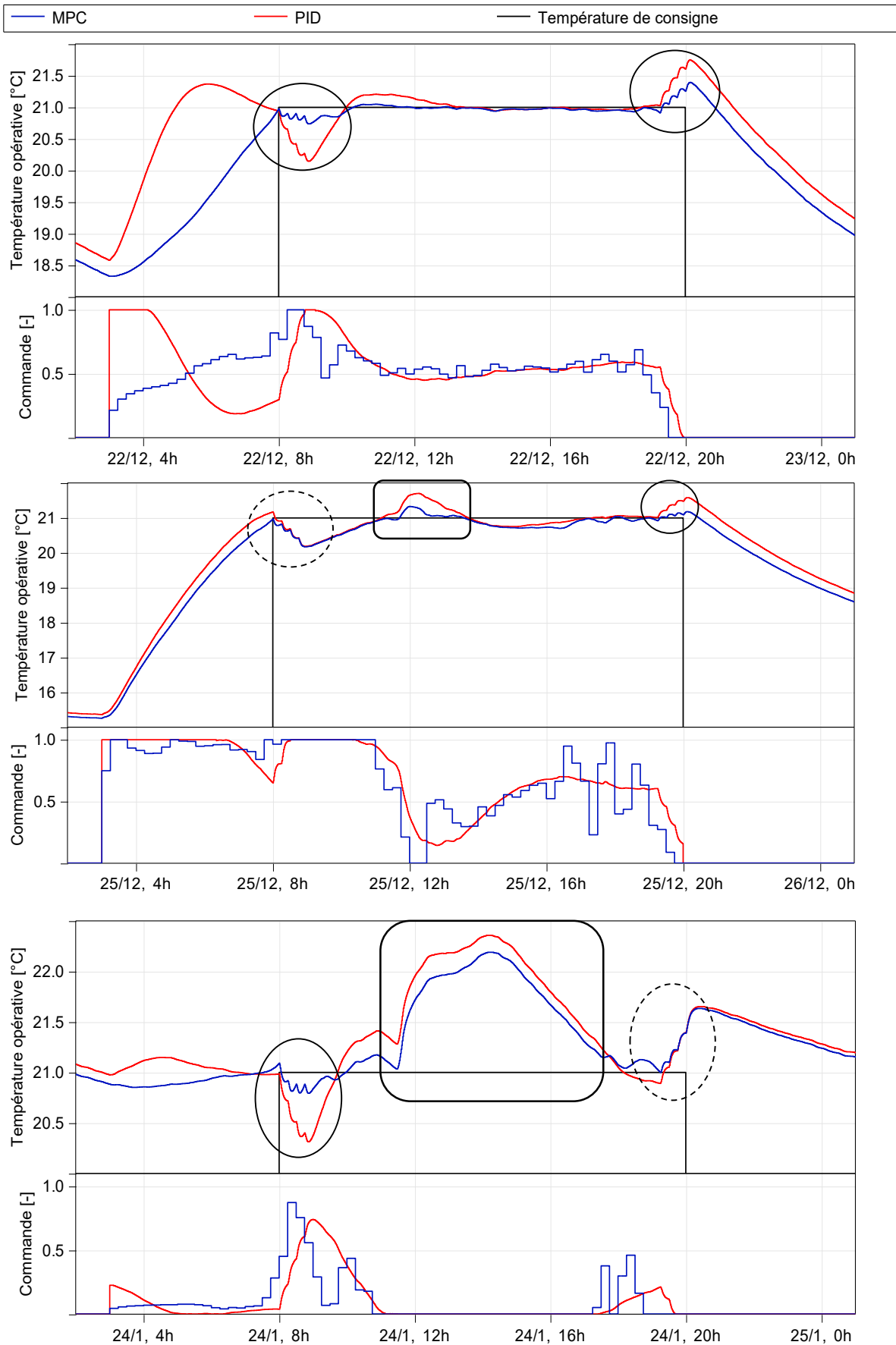


Figure 3-65 : Comportement dynamique du contrôleur PID avec anticipation et du contrôleur prédictif dans le cas du plancher chauffant en conditions de fonctionnement réelles.

3.6.3.4 Conclusions

Les conclusions suivantes peuvent être tirées de ces essais complémentaires sur un émetteur inertielle :

- Les tendances observées sur les différents indicateurs dans le cas des plafonds rayonnants se retrouvent en présence d'un plancher chauffant.
- On constate cependant une évolution des valeurs absolues, mettant en évidence dans le cas du plancher chauffant une augmentation des besoins d'énergie associée à une baisse de la qualité de régulation ainsi qu'une dégradation du confort thermique par rapport à l'utilisation de plafonds rayonnants.
- Les avantages du contrôle prédictif par rapport au contrôle PID avec anticipation observés dans le cas des plafonds rayonnants, à savoir gain d'énergie et amélioration du suivi de consigne, se retrouvent en présence d'un plancher chauffant, et ce de manière plus importante. Le gain d'énergie a en effet quasiment doublé, en passant de 2,7 % à 4,6 %. L'amélioration du suivi de consigne a presque triplé, pour passer de 10 % à 27 %.
- Si dans les cas des plafonds rayonnants, le contrôle prédictif ne permettait pas d'amélioration significative du confort par rapport au contrôle PID avec anticipation, cela n'est pas vrai en présence d'un plancher chauffant. On observe en effet une réduction des dépassements positifs et négatifs non négligeable.
- Comme pour les plafonds rayonnants, l'anticipation des changements de consigne reste assurée à 100 % par le régulateur PID avec anticipation, limitant l'intérêt du contrôle prédictif sur cet aspect.

On retiendra finalement que le contrôle prédictif semble d'autant plus intéressant que l'inertie du système contrôlé est grande. En effet, le caractère très inertielle d'un plancher chauffant rend le contrôle par les régulateurs habituels agissant en réaction particulièrement difficile. Par ailleurs, même si l'on assiste à une amélioration significative du suivi de consigne et une légère amélioration du confort thermique, le gain d'énergie reste somme toute relativement faible (< 5 %).

3.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons évalué les performances d'une stratégie de contrôle prédictif basée sur l'utilisation de réseaux de neurones visant à contrôler la température opérative intérieure. Après une rapide présentation des contrôleurs historiquement utilisés dans le domaine du bâtiment, la problématique de la garantie du confort thermique en exploitation a été abordée. Nous avons ensuite mis en évidence la difficulté des contrôleurs classiques à assurer le confort thermique dans certaines situations. Nous avons notamment montré par un cas d'étude que les stratégies habituellement mises en œuvre pour y remédier mènent inévitablement à une surconsommation d'énergie. Ce constat nous a permis de présenter au lecteur le principe du contrôle prédictif, *à priori* parfaitement adapté à ce type de problématique. Ainsi, après une courte introduction théorique, la démarche de travail a été décrite, suivie d'une présentation détaillée des caractéristiques du contrôleur prédictif. Une partie spécifique a été consacrée à la présentation du processus de développement des réseaux de neurones utilisés comme éléments des modèles internes. Ces derniers, destinés à modéliser le comportement thermique des zones contrôlées, ont été entraînés grâce à des données générées en simulation spécialement pour l'apprentissage. Un soin particulier a été porté à la description de la méthode de génération de données d'apprentissage ainsi qu'à la méthode d'optimisation de la structure des RN, développées spécifiquement pour notre application.

Les performances obtenues à l'issue du développement des réseaux de neurones nous ont permis d'envisager leur utilisation comme éléments clés de modèles internes au sein de contrôleurs prédictifs, l'objectif étant d'évaluer les performances de ces contrôleurs par rapport aux solutions de régulation standards. Ainsi, après une présentation des deux types de contrôleurs de référence considérés (TOR et PID) et des hypothèses de simulation, les différents critères d'évaluation de la performance ont été décrits. Ces derniers visent à représenter différents aspects tels que les besoins d'énergie, le confort thermique ou encore le suivi de consigne. L'étude a donc été menée en simulation sur la totalité d'une saison de chauffe et sur quatre zones choisies pour leurs orientations différentes faisant partie d'un modèle calibré d'un immeuble de bureau. Plusieurs cas de figure ont été considérés, allant d'une situation idéale à des conditions de fonctionnement plus réalistes, en passant par deux types d'émetteurs de chaleur différents, à savoir des plafonds rayonnants et un plancher chauffant.

Plusieurs enseignements peuvent être tirés du travail effectué dans ce chapitre. Notons tout d'abord l'efficacité de la méthode d'entraînement associée à celle employée pour la génération de données d'apprentissage. Celles-ci ont en effet permis le développement de réseaux de neurones présentant des performances satisfaisantes et représentant fidèlement le comportement thermique des zones de bureaux.

Nous retiendrons également qu'il est possible d'utiliser un réseau de neurones au sein du modèle interne d'un contrôleur prédictif, et que ce type de modèle est tout à fait adapté aux contraintes inhérentes à cette application, à savoir précision et temps de calcul réduit. Notons également que l'utilisation d'un réseau de neurone offre la possibilité, à condition de disposer de données d'apprentissage, d'obtenir un modèle prêt à l'emploi sans devoir passer par une phase de calibration.

Concernant les différents tests effectués dans le cadre de notre application, il est intéressant de souligner la robustesse du contrôle prédictif à travers sa capacité à fonctionner en présence d'une perturbation non prévisible. Ce dernier point est particulièrement intéressant si un tel contrôleur devait être déployé étant donné la multitude de perturbations non prévisibles auquel un bâtiment est confronté.

En résumé, les conclusions principales suivantes peuvent être tirées concernant à l'intérêt du contrôle prédictif par rapport aux solutions classiques de régulation :

- Par rapport au contrôle TOR, qui est représentatif de la majorité des situations réelles, le contrôle prédictif permet des économies d'énergie se situant entre 5 % et 10 %, une amélioration du suivi de consigne ainsi qu'une amélioration du confort thermique.
- Par rapport au contrôle PID, qui constitue l'état de l'art mais qui reste peu représentatif de la réalité du terrain, le contrôle prédictif permet des économies d'énergie se situant entre 0 % et 5 % sans amélioration significative du confort thermique ni du suivi de consigne.
- Le contrôle prédictif est d'autant plus intéressant que le système à contrôler est inertiel. Ainsi, celui-ci permet dans le cas d'un plancher chauffant une économie d'énergie de l'ordre de 5 % par rapport à un contrôleur PID avec anticipation, accompagnée d'un meilleur suivi de consigne et d'une amélioration du confort thermique.

Notons pour finir plusieurs points précis pouvant être approfondis lors de travaux ultérieurs :

- Concernant les réseaux de neurones, bien que les grandeurs utilisées comme entrées semblent suffisantes pour produire de bons résultats sur trois des zones testées, le fait de dissocier le rayonnement direct et diffus permettrait probablement une amélioration des performances constatées sur les zones les plus exposées au rayonnement solaire (cf. § 3.3.5.2).
- Comme évoqué précédemment (cf. § 3.2.2.1), l'utilisation d'une fonction de coût quadratique ne permet pas de minimiser la consommation d'énergie réelle, mais son carré. Une fonction de coût non quadratique, bien qu'entraînant un temps de calcul plus important, pourrait peut-être permettre un gain d'énergie plus important.
- La linéarisation du modèle interne entraîne une simplification de ce dernier, et donc une qualité de prévision *a priori* dégradée par rapport au modèle initial. L'utilisation de modèles non linéaires pour la commande prédictive étant possible, il serait intéressant d'évaluer la faisabilité de cette technique en présence de réseaux de neurones. Un modèle interne plus précis pourrait en effet mener à une meilleure qualité de régulation.
- Les apports internes jouant un rôle prépondérant dans le comportement thermique d'une zone, il serait intéressant de pouvoir intégrer ces derniers dans le modèle interne afin que le contrôleur puisse en tenir compte, à conditions d'être capable de les prédire efficacement.
- Si la robustesse du contrôleur au regard d'une perturbation non prévisible a été évaluée, il serait intéressant de mener une étude de sensibilité sur les différentes perturbations prises en compte par le contrôleur afin d'évaluer leur impact sur la performance de la régulation. Il serait ainsi possible de savoir pour chaque perturbation quel degré de précision est au minimum nécessaire pour sa prévision pour garantir une performance acceptable.

Enfin, bien que plus délicate à mettre en place, une expérimentation sur le bâtiment en conditions réelles de fonctionnement serait évidemment très intéressante de manière à valider ou non les résultats obtenus en simulation sur un modèle qui a toutefois été calibré. Notons cependant que ces résultats ont été obtenus dans des conditions très favorables (perturbations parfaitement connues sur l'horizon de prédiction, absence de perturbations inconnues, évaluation sur modèle calibré et non sur bâtiment réel), il est donc légitime de s'attendre à des performances moindres dans le cas d'une application réelle.

Conclusion générale

Ce travail de recherche est né de la volonté de l'entreprise Manaslu Ing. de s'intéresser aux nouvelles solutions basées sur l'intelligence artificielle récemment arrivées sur le marché de l'énergétique du bâtiment. L'objectif de cette thèse est dans un premier temps d'identifier via un état de l'art les différentes applications possibles, puis de s'intéresser de manière approfondie à l'une d'entre elle à travers une application concrète. Notons que les pistes d'améliorations directes ainsi que les différentes limites techniques des travaux présentés dans ce manuscrit ont déjà été abordées en conclusion de chaque chapitre, celles-ci ne sont donc pas à nouveau mentionnées ici. Ainsi, dans cette conclusion générale, nous invitons le lecteur à une prise de recul sur les résultats présentés, au-delà des seules pistes d'améliorations directes et limitations techniques précédemment abordées.

À ce titre, l'étude bibliographique consacrée aux réseaux de neurones présentée au cours du premier chapitre nous a permis de disposer d'une vision globale quant aux différentes applications possibles à l'énergétique du bâtiment. Nous avons choisi à l'issue de celle-ci d'évaluer le potentiel des réseaux de neurones comme outils de modélisation de la thermique des bâtiments dans le cadre d'une application concrète portant sur le contrôle prédictif de la température ambiante. Celle-ci a été choisie dans le but de répondre à un besoin fréquemment observé sur le terrain, à savoir la garantie du confort thermique lors de changements de consigne.

L'entreprise Manaslu Ing. disposant d'un parc de bâtiments instrumentés, nous avons pu choisir l'un d'entre eux comme terrain d'expérimentation. Le bâtiment Higashi, situé à Lyon, est un immeuble de bureaux de 5 434 m² associé à deux autres bâtiments pour constituer le premier îlot à usages mixtes à énergie positive d'Europe. Ce dernier a été choisi pour son instrumentation particulièrement détaillée fonctionnant depuis plusieurs années. Par ailleurs, ayant participé à toutes les phases du projet de la conception jusqu'à l'exploitation, Manaslu Ing. dispose d'une connaissance approfondie du bâtiment et de son fonctionnement ainsi que d'un accès à l'ensemble des documents techniques. Cependant, le bâtiment étant en fonctionnement, l'idée de l'utiliser directement comme terrain d'expérimentation a été exclue. Il a donc été choisi de travailler sur le modèle de simulation thermique dynamique utilisé en phase de conception. Afin d'obtenir des résultats représentatifs d'une utilisation réelle, ce modèle a fait l'objet d'un processus de calibration, détaillé au cours du second chapitre. Outre la présentation de divers points théoriques suivie d'une analyse approfondie des résultats, nous avons pu aborder la question de la pertinence des méthodes de calibration classiques dans le cadre de bâtiments finement instrumentés. Ces dernières, basées sur l'utilisation d'indicateurs statistiques et développées pour la grande majorité des situations pour lesquelles peu de données de monitoring sont disponibles, se sont révélées inadaptées à notre situation. Nous avons donc utilisé d'autres types d'indicateurs se révélant efficaces pour représenter l'aspect dynamique des phénomènes physiques rencontrés. Cela nous a notamment permis d'émettre certaines pistes d'amélioration des méthodes existantes dans le cas spécifique de bâtiments instrumentés. Ce type d'étude permet également de confirmer la capacité des outils de modélisation à produire des résultats satisfaisants, alors que les nombreuses manifestations du « *performance gap* » tendent au contraire à les décrédibiliser.

Finalement, les résultats de calibration étant satisfaisants, notamment concernant la représentation des phénomènes dynamiques à l'échelle d'une zone, l'idée d'utiliser le modèle comme terrain d'expérimentation a été validée. Nous avons donc pu, au cours du troisième chapitre, nous intéresser à une application concrète impliquant l'utilisation de réseaux de neurones associés aux techniques de contrôle prédictif pour le contrôle en température. Ce champ d'application concentre la grande majorité

des solutions grand public qui permettent, d'après les fabricants, des économies d'énergie significatives associées à un gain de confort. Nous nous sommes donc proposé de comparer en simulation sur modèle calibré les performances d'un contrôleur prédictif ayant la particularité d'utiliser un réseau de neurones dans son modèle interne à celles de deux contrôleurs de référence (TOR et PID). Ainsi, après un rapide état de l'art suivi d'une description de la structure et des paramètres du contrôleur prédictif, une explication détaillée du processus de développement des réseaux de neurones a été donnée. L'exploitation des divers résultats nous a finalement permis de conclure que si le contrôle prédictif permet un gain d'énergie faible mais notable se situant entre 0 % et 10 % selon la situation de référence considérée ainsi qu'une amélioration du confort thermique, les chiffres obtenus restent bien loin de ceux annoncés par les différents acteurs du secteur (entre 20 % et 40 % de gain d'énergie). Nos résultats se rapprochent davantage de ceux présentés dans un rapport d'évaluation de la performance du thermostat intelligent Nest de Google [12]. En effet, une économie d'énergie moyenne de 12,5 % a été enregistrée chez les utilisateurs du Nest après un an d'utilisation par rapport à une gestion manuelle du chauffage, alors que l'utilisation d'un thermostat programmable classique permettait déjà une réduction de 5 %. Cela porte l'économie réalisable par rapport à une solution de référence correctement utilisée à environ 9 %. L'importance de préciser la situation de référence lors de l'annonce de gains relatifs prend ici tout son sens. En effet, il n'est pas exclu que les économies d'énergie importantes annoncées par les différents constructeurs aient été déterminées par rapport à une référence caractérisée par l'absence totale de régulation. Cela aurait pour effet de favoriser ces nouvelles techniques de régulation en occultant les économies d'énergie réalisables grâce à des solutions de régulation classiques mais correctement utilisées.

Par ailleurs, les économies d'énergie apportées par le contrôle prédictif, bien que non négligeables dans un contexte où tout gain d'énergie à son importance, sont à mettre en perspective avec le coût de développement, au sens large, de ce type de technologie. Ainsi, sur le plan économique, un rapide calcul tenant compte de la consommation d'énergie mesurée sur l'ensemble du bâtiment, des divers rendements mesurés sur les installations ainsi que du prix actuel des combustibles utilisés pour la production de chaleur (gaz à 4,9 ct€/kWh⁻¹ et huile de colza à 10 ct€/kWh⁻¹) nous a permis de calculer un gain de 108 euros par pourcentage d'économie réalisé sur les besoins de chaleur. Ainsi, même si l'on peut espérer de manière optimiste une économie d'énergie de 10 %, cela représenterait environ 1000 euros d'économie sur une saison de chauffe, ce qui permettrait tout juste de payer l'intervention annuelle d'un technicien de maintenance qualifié, facturée environ 800 € la journée. Notons que ce rapide calcul ne tient même pas compte des coûts de développement et de déploiement, difficilement quantifiables. Rappelons qu'avec des besoins de chaleur mesurés à 31 kWh.m⁻².an⁻¹, le bâtiment Higashi est très performant au regard du reste du parc français. Une solution de contrôle prédictif de la température ambiante semble donc peu intéressante sur le plan économique pour un bâtiment très performant. Ces conclusions seraient bien évidemment différentes dans le cas d'un bâtiment ayant des besoins de chauffage plus élevés. En effet, à coût de développement équivalent, le gain économique engendré par les économies d'énergie réalisées est quant à lui directement dépendant du niveau de performance énergétique du bâtiment considéré. Ainsi, plus le bâtiment est énergivore, plus ce type de solution apparaît comme étant intéressant sur le plan économique. On comprend alors l'engouement actuel pour les thermostats intelligents lorsque l'on connaît la performance énergétique du parc de bâtiments résidentiels français [9]. En effet, avec un coût de quelques centaines d'euros pour des économies d'énergie annoncées entre 20 % et 40 %, le temps de retour sur investissement de ces solutions est de quelques années seulement. Ajouté à un besoin en travaux quasi nul, cela rend une solution de contrôle prédictif bien plus attrayante qu'une isolation par l'extérieur ou qu'un changement du système de chauffage. Un effet pervers possible serait donc que la rénovation du bâti passe au second plan, alors que l'optimisation de la régulation des systèmes devrait constituer la dernière couche d'amélioration possible sur un projet de rénovation énergétique.

Toujours dans le but d'adopter une vision globale et critique, il est intéressant de poser la question du coût environnemental d'une telle solution. En effet, bien que faisant partie d'un ensemble de

technologies dont la réalité physique est bien souvent transparente pour l'utilisateur final, celle-ci repose sur une réalité bien matérielle. On citera ainsi dans le cas d'un contrôleur prédictif et de manière non exhaustive divers éléments indispensables à son fonctionnement (capteurs, ordinateurs, actionneurs, serveurs, etc.) dont l'impact environnemental n'est *a priori* pas négligeable. Par conséquent, si l'impact environnemental du secteur du Numérique¹⁷ a plusieurs fois été étudié, aussi bien du point de vue de sa consommation d'énergie [181–184] que de ressources [185], une étude spécifique permettant de quantifier l'impact environnemental global d'une solution de contrôle prédictif serait très appréciable.

Nous terminerons par évoquer la question de l'effet rebond selon lequel les gains immédiats suivant l'amélioration de l'efficacité d'un système sont partiellement ou totalement compensés par la réponse comportementale ou systémique qui en résulte. S'il en existe plusieurs types, aux implications plus ou moins complexes [186], un effet direct et concret serait d'assister à une augmentation de la température de consigne permise par l'économie réalisée sur la facture d'énergie. La conscience d'un tel risque n'est pas nouvelle [187] et plusieurs auteurs se sont déjà interrogés sur les conséquences d'effets rebonds dans plusieurs secteurs [188–190], notamment dans celui du Numérique [191–195]. Ainsi, dans son article [196], Gossart s'intéresse aux nouvelles technologies de l'information et de la communication¹⁸ (NTIC) dites « environnementales », c'est-à-dire celles pouvant être utilisées comme outils de la transition énergétique et comme vecteurs de protection de l'environnement. L'auteur alerte sur le risque d'une confiance aveugle dans ces technologies et insiste sur le fait que les NTIC environnementales ne sont pas nécessairement mauvaises, mais que les conséquences d'un effet rebond doivent absolument être considérées lors de leur déploiement, au risque d'un bénéfice final nul, voire même négatif. Finalement, si la plupart des auteurs soulignent l'importance de mener d'autres études afin de renforcer les positions actuelles, tous insistent sur la nécessité d'évaluer les conséquences d'effets rebond potentiels avant le déploiement à grande échelle d'une nouvelle technologie. L'idée de sobriété énergétique, au sens large, ne va-t-elle pas avec celle de sobriété technologique ?

¹⁷ Le secteur du Numérique désigne le secteur d'activité économique relatif aux technologies de l'information et de la communication et à la production et à la vente de produits et services numériques.

¹⁸ Les technologies de l'information et de la communication regroupent l'ensemble des outils, services et techniques utilisés pour la création, l'enregistrement, le traitement et la transmission des informations.

Références

- [1] Gantz BJ, Reinsel D. Extracting Value from Chaos. IDC IView 2011:1–12.
- [2] Brasseur C. Enjeux et usages du big data : technologies, méthodes et mise en oeuvre. Lavoisier. Paris: 2013.
- [3] Mothe J, Pitarch Y, Gaussier É. Big data, le cas des systèmes d'information. Rev Des Sci Technol l'Information - Série ISI Ingénierie Des Systèmes d'Information 2014;19:9–48. doi:10.3166/isi.19.3.9-48.
- [4] Espinasse B, Bellot P. Introduction au Big Data Opportunités, stockage et analyse des mégadonnées 2017;33.
- [5] Commissariat général au développement durable. Chiffres clés de l'énergie. Édition 2019. 2019.
- [6] Commissariat général au développement durable. Chiffres clés du climat. France, Europe et Monde. 2019.
- [7] Consommation d'énergie par usage du tertiaire 2019. <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/consommation-denergie-par-usage-du-tertiaire>.
- [8] Consommation d'énergie par usage du résidentiel 2019. <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/consommation-denergie-par-usage-du-residentiel>.
- [9] ADEME. Climat, air et énergie - Edition 2015. 2015.
- [10] Cisco. Cisco Annual Internet Report (2018–2023). Cisco 2020:1–41.
- [11] Meier A, Aragon C, Hurwitz B, Mujumda D, Peffer T, Perry D. How people actually use thermostats. ACEEE Summer Study Energy Effic Pacific Grove, CA 2012.
- [12] Aarish C, Perussi M, Rietz A, Korn D. Evaluation of the 2013–2014 Programmable and Smart Thermostat Program. 2015.
- [13] Liao Z, Swainson M, Dexter AL. On the control of heating systems in the UK. Build Environ 2005;40:343–51. doi:10.1016/j.buildenv.2004.05.014.
- [14] McCulloch WS, Pitts W. A LOGICAL CALCULUS OF THE IDEAS IMMANENT IN NERVOUS ACTIVITY* (reprinted from 1943). Bull Mothemnticnl Biol 1990;52:99–115.
- [15] Attneave F, B. M, Hebb DO. The Organization of Behavior; A Neuropsychological Theory. Am J Psychol 1950;63:633. doi:10.2307/1418888.
- [16] Rosenblatt F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychol Rev 1958;65:386–408. doi:10.1037/h0042519.
- [17] Widrow B. Adaptive Switching Circuits.pdf 1960:96–104. doi:10.1186/1471-2105-10-50.
- [18] Minsky M, Papert S. Perceptrons. 1969.
- [19] Fukushima K. Cognitron: A self-organizing multilayered neural network. Biol Cybern 1975;20:121–36. doi:10.1007/BF00342633.
- [20] Amari S. A Theory of Adaptive Pattern Classifiers. IEEE Trans Electron Comput 1967;EC-16:299–307. doi:10.1109/PGEC.1967.264666.
- [21] Hinton G, Sejnowski T. Learning and relearning in Boltzmann machines. Parallel Distrib Process 1986;1.

- [22] Werbos P. Beyond regression : new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences 1974.
- [23] LeCun Y. Une procédure d'apprentissage pour réseau a seuil asymmetrique (a Learning Scheme for Asymmetric Threshold Networks). Proc Cogn 85 1985:599–604.
- [24] Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ. Learning representations by back-propagating errors. Nature 1986;323:533–6. doi:10.1038/323533a0.
- [25] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Networks 1989;2:359–66. doi:10.1016/0893-6080(89)90020-8.
- [26] Hornik K. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. Neural Networks 1991;4:251–7. doi:10.1016/0893-6080(91)90009-T.
- [27] Rivals I, PERSONNAZ L, Dreyfus G, Ploix J-L. Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles 1995.
- [28] Olden JD, Jackson DA. Illuminating the “black box”: A randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. Ecol Modell 2002;154:135–50. doi:10.1016/S0304-3800(02)00064-9.
- [29] Olden JD, Joy MK, Death RG. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. Ecol Modell 2004;178:389–97. doi:10.1016/j.ecolmodel.2004.03.013.
- [30] Chen T, Chen H. Universal Approximation to Nonlinear Operators by Neural Networks with Arbitrary Activation Functions and Its Application to Dynamical Systems. IEEE Trans Neural Networks 1995;6:911–7. doi:10.1109/72.392253.
- [31] Zhang G, Eddy Patuwo B, Y. Hu M. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. Int J Forecast 1998;14:35–62. doi:10.1016/S0169-2070(97)00044-7.
- [32] Elman JL. Finding structure in time. Cogn Sci 1990;14:179–211. doi:10.1016/0364-0213(90)90002-E.
- [33] Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, Antonoglou I, Huang A, Guez A, et al. Mastering the game of Go without human knowledge. Nature 2017;550:354–9. doi:10.1038/nature24270.
- [34] Yang J, Rivard H, Zmeureanu R. On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks. Energy Build 2005;37:1250–9. doi:10.1016/j.enbuild.2005.02.005.
- [35] May R, Dandy G, Maier H. Review of Input Variable Selection Methods for Artificial Neural Networks. Artif Neural Networks - Methodol Adv Biomed Appl 2011. doi:10.5772/16004.
- [36] Bellman RE. Adaptive Control Processes: A Guided Tour. 1961.
- [37] Azoff EM. Neural network principal components preprocessing and diffraction tomography. Neural Comput Appl 1993;1:107–14. doi:10.1007/BF01414430.
- [38] Nam K, Schäfer T. Forecasting international airline passenger traffic using neural networks, 1995.
- [39] Sola J, Sevilla J. Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems. IEEE Trans Nucl Sci 1997;44:1464–8. doi:10.1109/23.589532.
- [40] Vujičić T, Matijević T. Comparative Analysis of Methods for Determining Number of Hidden Neurons in Artificial Neural Network. Cent Eur Conf Inf Intell Syst 2016:219–23.
- [41] Sheela KG, Deepa SN. Selection of number of hidden neurons in neural networks in renewable energy systems. J Sci Ind Res (India) 2014;73:686–8.

- [42] Li JY, Chow TWS, Yu YL. Estimation theory and optimization algorithm for the number of hidden units in the higher-order feedforward neural network. *IEEE Int Conf Neural Networks - Conf Proc* 1995;3:1229–33. doi:10.1109/icnn.1995.487330.
- [43] Tamura S, Tateishi M. Capabilities of a four-layered feedforward neural network: Four layers versus three. *IEEE Trans Neural Networks* 1997;8:251–5. doi:10.1109/72.557662.
- [44] Shibata K, Ikeda Y. Effect of number of hidden neurons on learning in large-scale layered neural networks. *ICCAS-SICE 2009 - ICROS-SICE Int Jt Conf 2009, Proc 2009*:5008–13.
- [45] Heaton J. *Introduction to Neural Networks with Java*, Heaton Research. 2005.
- [46] Afram A, Janabi-Sharifi F, Fung AS, Raahemifar K. Artificial neural network (ANN) based model predictive control (MPC) and optimization of HVAC systems: A state of the art review and case study of a residential HVAC system. *Energy Build* 2017;141:96–113. doi:10.1016/j.enbuild.2017.02.012.
- [47] Lazrak A, Boudehenn F, Bonnot S, Fraisse G, Leconte A, Papillon P, et al. Development of a dynamic artificial neural network model of an absorption chiller and its experimental validation. *Renew Energy* 2016;86:1009–22. doi:10.1016/j.renene.2015.09.023.
- [48] Arifovic J, Gençay R. Using genetic algorithms to select architecture of a feedforward artificial neural network. *Phys A Stat Mech Its Appl* 2001;289:574–94. doi:10.1016/S0378-4371(00)00479-9.
- [49] Guyot D, Giraud F, Simon F, Corgier D, Marvillet C, Tremeac B. Overview of the use of artificial neural networks for energy-related applications in the building sector. *Int J Energy Res* 2019;43:6680–720. doi:10.1002/er.4706.
- [50] Schwarz G. Estimating the Dimension of a Model. *Ann Stat* 1978;6:461–4.
- [51] Qi M, Zhang GP. An investigation of model selection criteria for neural network time series forecasting. *Eur J Oper Res* 2001;132:666–80. doi:10.1016/S0377-2217(00)00171-5.
- [52] Levenberg K. A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least. *Q Appl Math* 1944;2:164–8. doi:10.1090/qam/10666.
- [53] Marquardt DW. An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *J Soc Ind Appl Math* 1963;11:431–41. doi:10.1137/0111030.
- [54] Shrestha A, Mahmood A. Review of deep learning algorithms and architectures. *IEEE Access* 2019;7:53040–65. doi:10.1109/ACCESS.2019.2912200.
- [55] Nguyen D, Widrow B. Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights n.d.
- [56] Crawley DB, Hand JW, Griffith BT. Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs. *Build Environ* 2008;43:661–73. doi:10.1016/j.buildenv.2006.10.027.
- [57] Gossard D, Lartigue B, Thellier F. Multi-objective optimization of a building envelope for thermal performance using genetic algorithms and artificial neural network. *Energy Build* 2013;67:253–60. doi:10.1016/j.enbuild.2013.08.026.
- [58] Magnier L, Haghghat F. Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and Artificial Neural Network. *Build Environ* 2010;45:739–46. doi:10.1016/j.buildenv.2009.08.016.
- [59] Bennett C, Stewart RA, Beal CD. ANN-based residential water end-use demand forecasting model. *Expert Syst Appl* 2013;40:1014–23. doi:10.1016/j.eswa.2012.08.012.
- [60] Karadağ R, Akgöbek Ö. The prediction of convective heat transfer in floor-heating systems by

- artificial neural networks. *Int Commun Heat Mass Transf* 2008;35:312–25. doi:10.1016/j.icheatmasstransfer.2007.08.009.
- [61] Acikgoz O, Çebi A, Dalkilic AS, Koca A, Çetin G, Gemici Z, et al. A novel ANN-based approach to estimate heat transfer coefficients in radiant wall heating systems. *Energy Build* 2017;144:401–15. doi:10.1016/j.enbuild.2017.03.043.
- [62] Géczy-Víg P, Farkas I. Neural network modelling of thermal stratification in a solar DHW storage. *Sol Energy* 2010;84:801–6. doi:10.1016/j.solener.2010.02.003.
- [63] Yaïci W, Entchev E. Performance prediction of a solar thermal energy system using artificial neural networks. *Appl Therm Eng* 2014;73:1348–59. doi:10.1016/j.applthermaleng.2014.07.040.
- [64] Jani DB, Mishra M, Sahoo PK. Performance prediction of solid desiccant - Vapor compression hybrid air-conditioning system using artificial neural network. *Energy* 2016;103:618–29. doi:10.1016/j.energy.2016.03.014.
- [65] Frey P, Fischer S, Drück H. Artificial Neural Network modelling of sorption chillers. *Sol Energy* 2014;108:525–37. doi:10.1016/j.solener.2014.08.006.
- [66] Moon JW, Jung SK. Algorithm for optimal application of the setback moment in the heating season using an artificial neural network model. *Energy Build* 2016;127:859–69. doi:10.1016/j.enbuild.2016.06.046.
- [67] Macarulla M, Casals M, Forcada N, Gangolells M. Implementation of predictive control in a commercial building energy management system using neural networks. *Energy Build* 2017;151:511–9. doi:10.1016/j.enbuild.2017.06.027.
- [68] Yang IH, Yeo MS, Kim KW. Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building. *Energy Convers Manag* 2003. doi:10.1016/S0196-8904(03)00044-X.
- [69] Yang Q, Zhu J, Xu X, Lu J. Simultaneous control of indoor air temperature and humidity for a chilled water based air conditioning system using neural networks. *Energy Build* 2016;110:159–69. doi:10.1016/j.enbuild.2015.10.034.
- [70] Kanarachos A, Geramanis K. Multivariable control of single zone hydronic heating systems with neural networks. *Energy Convers Manag* 1998;39:1317–36. doi:10.1016/S0196-8904(98)00015-6.
- [71] Vinther K, Green T, Jensen S, Bendtsen JD. Predictive Control of Hydronic Floor Heating Systems using Neural Networks and Genetic Algorithms. *IFAC-PapersOnLine* 2017;50:7381–8. doi:10.1016/j.ifacol.2017.08.1477.
- [72] Erfani A, Rajabi-ghahnaviyeh A, Boroushaki M. Design and construction of a non-linear model predictive controller for building 's cooling system. *Build Environ* 2018;133:237–45. doi:10.1016/j.buildenv.2018.02.022.
- [73] Argiriou AA, Bellas-Velidis I, Kummert M, André P. A neural network controller for hydronic heating systems of solar buildings. *Neural Networks* 2004;17:427–40. doi:10.1016/j.neunet.2003.07.001.
- [74] Chung MH, Yang YK, Lee KH, Lee JH, Moon JW. Application of artificial neural networks for determining energy-efficient operating set-points of the VRF cooling system. *Build Environ* 2017;125:77–87. doi:10.1016/j.buildenv.2017.08.044.
- [75] Ahn J, Cho S. Development of an intelligent building controller to mitigate indoor thermal dissatisfaction and peak energy demands in a district heating system. *Build Environ* 2017;124:57–68. doi:10.1016/j.buildenv.2017.07.040.

- [76] Krzywanski J, Grabowska K, Herman F, Pyrka P, Sosnowski M, Prauzner T, et al. Optimization of a three-bed adsorption chiller by genetic algorithms and neural networks. *Energy Convers Manag* 2017;153:313–22. doi:10.1016/j.enconman.2017.09.069.
- [77] Manohar HJ, Saravanan R, Renganarayanan S. Modelling of steam fired double effect vapour absorption chiller using neural network. *Energy Convers Manag* 2006;47:2202–10. doi:10.1016/j.enconman.2005.12.003.
- [78] Rosiek S, Batlles FJ. Performance study of solar-assisted air-conditioning system provided with storage tanks using artificial neural networks. *Int J Refrig* 2011;34:1446–54. doi:10.1016/j.ijrefrig.2011.05.003.
- [79] Labus J, Hernández JA, Bruno JC, Coronas A. Inverse neural network based control strategy for absorption chillers. *Renew Energy* 2012;39:471–82. doi:10.1016/j.renene.2011.08.036.
- [80] Ekici BB, Aksoy UT. Prediction of building energy consumption by using artificial neural networks. *Adv Eng Softw* 2009;40:356–62. doi:10.1016/j.advengsoft.2008.05.003.
- [81] Neto AH, Fiorelli FAS. Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption. *Energy Build* 2008;40:2169–76. doi:10.1016/j.enbuild.2008.06.013.
- [82] Li Q, Meng Q, Cai J, Yoshino H, Mochida A. Predicting hourly cooling load in the building: A comparison of support vector machine and different artificial neural networks. *Energy Convers Manag* 2009;50:90–6. doi:10.1016/j.enconman.2008.08.033.
- [83] Yokoyama R, Wakui T, Satake R. Prediction of energy demands using neural network with model identification by global optimization. *Energy Convers Manag* 2009;50:319–27. doi:10.1016/j.enconman.2008.09.017.
- [84] Sandberg A, Wallin F, Li H, Azaza M. An Analyze of Long-term Hourly District Heat Demand Forecasting of a Commercial Building Using Neural Networks. *Energy Procedia* 2017;105:3784–90. doi:10.1016/j.egypro.2017.03.884.
- [85] Paudel S, Elmtiri M, Kling WL, Corre O Le, Lacarrière B. Pseudo dynamic transitional modeling of building heating energy demand using artificial neural network. *Energy Build* 2014;70:81–93. doi:10.1016/j.enbuild.2013.11.051.
- [86] Kwok SSK. A study of the importance of occupancy to building cooling load in prediction by intelligent approach. *Energy Convers Manag* 2011;52:2555–64. doi:10.1016/j.enconman.2011.02.002.
- [87] Kwok SSK, Yuen RKK, Lee EWM. An intelligent approach to assessing the effect of building occupancy on building cooling load prediction. *Build Environ* 2011;46:1681–90. doi:10.1016/j.buildenv.2011.02.008.
- [88] Leung MC, Tse NCF, Lai LL, Chow TT. The use of occupancy space electrical power demand in building cooling load prediction. *Energy Build* 2012;55:151–63. doi:10.1016/j.enbuild.2012.08.032.
- [89] Aydinalp M, Ugursal VI, Fung AS. Modeling of the space and domestic hot-water heating energy-consumption in the residential sector using neural networks. *Appl Energy* 2004;79:159–78. doi:10.1016/j.apenergy.2003.12.006.
- [90] Chae YT, Horesh R, Hwang Y, Lee YM. Artificial neural network model for forecasting sub-hourly electricity usage in commercial buildings. *Energy Build* 2016;111:184–94. doi:10.1016/j.enbuild.2015.11.045.
- [91] Ruiz L, Cuéllar M, Calvo-Flores M, Jiménez M. An Application of Non-Linear Autoregressive Neural Networks to Predict Energy Consumption in Public Buildings. *Energies* 2016;9:684.

doi:10.3390/en9090684.

- [92] Benedetti M, Cesarotti V, Introna V, Serranti J. Energy consumption control automation using Artificial Neural Networks and adaptive algorithms: Proposal of a new methodology and case study. *Appl Energy* 2016;165:60–71. doi:10.1016/j.apenergy.2015.12.066.
- [93] Rahman A, Srikumar V, Smith AD. Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks. *Appl Energy* 2018;212:372–85. doi:10.1016/j.apenergy.2017.12.051.
- [94] Buratti C, Barbanera M, Palladino D. An original tool for checking energy performance and certification of buildings by means of Artificial Neural Networks. *Appl Energy* 2014;120:125–32. doi:10.1016/j.apenergy.2014.01.053.
- [95] Khayatian F, Sarto L, Dall’O’ G. Application of neural networks for evaluating energy performance certificates of residential buildings. *Energy Build* 2016;125:45–54. doi:10.1016/j.enbuild.2016.04.067.
- [96] Magalhães SMC, Leal VMS, Horta IM. Modelling the relationship between heating energy use and indoor temperatures in residential buildings through Artificial Neural Networks considering occupant behavior. *Energy Build* 2017. doi:10.1016/j.enbuild.2017.06.076.
- [97] Buratti C, Orestano FC, Palladino D. Comparison of the Energy Performance of Existing Buildings by Means of Dynamic Simulations and Artificial Neural Networks. *Energy Procedia* 2016;101:176–83. doi:10.1016/j.egypro.2016.11.023.
- [98] Krstić H, Koški Ž, Otković II, Španić M. Application of neural networks in predicting airtightness of residential units. *Energy Build* 2014;84:160–8. doi:10.1016/j.enbuild.2014.08.007.
- [99] Beccali M, Ciulla G, Lo Brano V, Galatioto A, Bonomolo M. Artificial neural network decision support tool for assessment of the energy performance and the refurbishment actions for the non-residential building stock in Southern Italy. *Energy* 2017;137:1201–18. doi:10.1016/j.energy.2017.05.200.
- [100] Asadi E, Silva MG Da, Antunes CH, Dias L, Glicksman L. Multi-objective optimization for building retrofit: A model using genetic algorithm and artificial neural network and an application. *Energy Build* 2014;81:444–56. doi:10.1016/j.enbuild.2014.06.009.
- [101] Ascione F, Bianco N, De Stasio C, Mauro GM, Vanoli GP. CASA, cost-optimal analysis by multi-objective optimisation and artificial neural networks: A new framework for the robust assessment of cost-optimal energy retrofit, feasible for any building. *Energy Build* 2017;146:200–19. doi:10.1016/j.enbuild.2017.04.069.
- [102] Ascione F, Bianco N, De Stasio C, Mauro GM, Vanoli GP. Artificial neural networks to predict energy performance and retrofit scenarios for any member of a building category: A novel approach. *Energy* 2017;118:999–1017. doi:10.1016/j.energy.2016.10.126.
- [103] Fouquier A, Robert S, Suard F, Stéphan L, Jay A. State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. *Renew Sustain Energy Rev* 2013;23:272–88. doi:10.1016/j.rser.2013.03.004.
- [104] Turner C, Frankel M. Energy Performance of LEED® for New Construction Buildings. *New Build Inst* 2008:1–46.
- [105] Menezes AC, Cripps A, Bouchlaghem D, Buswell R. Predicted vs. actual energy performance of non-domestic buildings: Using post-occupancy evaluation data to reduce the performance gap. *Appl Energy* 2012;97:355–64. doi:10.1016/j.apenergy.2011.11.075.
- [106] Scofield JH. Do LEED-certified buildings save energy? Not really... *Energy Build*

- 2009;41:1386–90. doi:10.1016/j.enbuild.2009.08.006.
- [107] Karlsson F, Rohdin P, Persson ML. Measured and predicted energy demand of a low energy building: Important aspects when using building energy simulation. *Build Serv Eng Res Technol* 2007;28:223–35. doi:10.1177/0143624407077393.
- [108] Saltelli A, Tarantola S, Campolongo F, Ratto M. *Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models* (Google eBook). 2004.
- [109] Macdonald IA. *Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation* Iain Alexander Macdonald B . Sc ., M . Sc . A thesis submitted for the Degree of Doctor of Philosophy Department of Mechanical Engineering University of Strathclyde July 2002 2002.
- [110] Wei T. A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis. *Renew Sustain Energy Rev* 2013;20:411–9. doi:10.1016/j.rser.2012.12.014.
- [111] Pang Z, O’Neill Z, Li Y, Niu F. The role of sensitivity analysis in the building performance analysis: A critical review. *Energy Build* 2020;209:109659. doi:10.1016/j.enbuild.2019.109659.
- [112] Tian W, Heo Y, de Wilde P, Li Z, Yan D, Park CS, et al. A review of uncertainty analysis in building energy assessment. *Renew Sustain Energy Rev* 2018;93:285–301. doi:10.1016/j.rser.2018.05.029.
- [113] Imam S, Coley DA, Walker I. The building performance gap: Are modellers literate? *Build Serv Eng Res Technol* 2017;38:351–75. doi:10.1177/0143624416684641.
- [114] Coakley D, Raftery P, Keane M. A review of methods to match building energy simulation models to measured data. *Renew Sustain Energy Rev* 2014;37:123–41. doi:10.1016/j.rser.2014.05.007.
- [115] De Wit S, Augenbroe G. Analysis of uncertainty in building design evaluations and its implications. *Energy Build* 2002;34:951–8. doi:10.1016/S0378-7788(02)00070-1.
- [116] Hong T, Chen Y, Belafi Z, D’Oca S. Occupant behavior models: A critical review of implementation and representation approaches in building performance simulation programs. *Build Simul* 2018;11:1–14. doi:10.1007/s12273-017-0396-6.
- [117] Jia M, Srinivasan RS, Raheem AA. From occupancy to occupant behavior: An analytical survey of data acquisition technologies, modeling methodologies and simulation coupling mechanisms for building energy efficiency. *Renew Sustain Energy Rev* 2017;68:525–40. doi:10.1016/j.rser.2016.10.011.
- [118] Menberg K, Heo Y, Choudhary R. Sensitivity analysis methods for building energy models: Comparing computational costs and extractable information. *Energy Build* 2016;133:433–45. doi:10.1016/j.enbuild.2016.10.005.
- [119] Heo Y, Choudhary R, Augenbroe GA. Calibration of building energy models for retrofit analysis under uncertainty. *Energy Build* 2012;47:550–60. doi:10.1016/j.enbuild.2011.12.029.
- [120] Qinpeng W, Godfried A, Yuming S. The Role of Construction Detailing and Workmanship in Achieving Energy-efficient Buildings. *Constr Res Congr* 2014 2020:2224–33. doi:doi:10.1061/9780784413517.226.
- [121] Wang L, Mathew P, Pang X. Uncertainties in energy consumption introduced by building operations and weather for a medium-size office building. *Energy Build* 2012;53:152–8. doi:10.1016/j.enbuild.2012.06.017.
- [122] Tabares-velasco PC. *Time step considerations when simulation dynamic behavior of high-performance homes*. 2013.
- [123] Santos GH, Mendes N. Analysis of numerical methods and simulation time step effects on the

- prediction of building thermal performance 2004;24:1129–42. doi:10.1016/j.applthermaleng.2003.11.029.
- [124] Guyon G. Role of the model user in results obtained from simulation software program. *Int. Build. Simul. Conf.*, 1997.
- [125] Guyot D, Giraud F, Simon F, Corgier D, Marvillet C, Tremeac B. Detailed monitoring as an essential tool for achieving energy performance targets in operation conditions: the HIKARI case study. *Nord. Symp. Build. Phys.*, 2020.
- [126] Reddy TA. Literature Review on Calibration of Building Energy Simulation Programs : Uses , Problems , Procedur ... *ASHRAE Trans* 112(1) 2006;112:226–40.
- [127] Haberl JS, Abbas M. Development of Graphical Indices for Viewing Building Energy Data: Part I. *J Sol Energy Eng* 1998;120:156–61. doi:10.1115/1.2888064.
- [128] Haberl JS, Bou-Saada TE. Procedures for Calibrating Hourly Simulation Models to Measured Building Energy and Environmental Data. *J Sol Energy Eng* 1998;120:193–204. doi:10.1115/1.2888069.
- [129] Haberl JS, Abbas M. Development of Graphical Indices for Viewing Building Energy Data: Part II. *J Sol Energy Eng* 1998;120:162–7. doi:10.1115/1.2888065.
- [130] Liu G, Liu M. A rapid calibration procedure and case study for simplified simulation models of commonly used HVAC systems. *Build Environ* 2011;46:409–20. doi:10.1016/j.buildenv.2010.08.002.
- [131] Asadi S, Mostavi E, Boussaa D, Indaganti M. Building energy model calibration using automated optimization-based algorithm. *Energy Build* 2019;198:106–14. doi:10.1016/j.enbuild.2019.06.001.
- [132] Yang T, Pan Y, Mao J, Wang Y, Huang Z. An automated optimization method for calibrating building energy simulation models with measured data: Orientation and a case study. *Appl Energy* 2016;179:1220–31. doi:10.1016/j.apenergy.2016.07.084.
- [133] Chong A, Lam KP, Pozzi M, Yang J. Bayesian calibration of building energy models with large datasets. *Energy Build* 2017;154:343–55. doi:10.1016/j.enbuild.2017.08.069.
- [134] Fabrizio E, Monetti V. Methodologies and advancements in the calibration of building energy models. *Energies* 2015;8:2548–74. doi:10.3390/en8042548.
- [135] Reddy TA, Maor I, Panjapornpon C. Calibrating Detailed Building Energy Simulation Programs with Measured Data—Part I: General Methodology (RP-1051). *HVAC&R Res* 2007;13:221–41. doi:10.1080/10789669.2007.10390952.
- [136] Raftery P, Keane M, O'Donnell J. Calibrating whole building energy models: An evidence-based methodology. *Energy Build* 2011;43:2356–64. doi:10.1016/j.enbuild.2011.05.020.
- [137] Ruiz GR, Bandera CF. Validation of calibrated energy models: Common errors. *Energies* 2017;10. doi:10.3390/en10101587.
- [138] IPMVP New Construction Subcommittee. *International Performance Measurement & Verification Protocol: Concepts and Options for Determining Energy Savings in New Construction*. vol. III. 2003.
- [139] ASHRAE. *ASHRAE Guideline 14-2002: Measurement of Energy and Demand Savings*. 2002.
- [140] FEMP. *M & V Guidelines: Measurement and Verification for Federal Energy Projects*. Version 3.0. 2008.
- [141] Beven K. A manifesto for the equifinality thesis. *J Hydrol* 2006;320:18–36.

doi:10.1016/j.jhydrol.2005.07.007.

- [142] Raftery P, Keane M, Costa A. Calibrating whole building energy models: Detailed case study using hourly measured data. *Energy Build* 2011. doi:10.1016/j.enbuild.2011.09.039.
- [143] Guyot D, Giraud F, Simon F, Corgier D, Marvillet C, Tremeac B. Building energy model calibration: A detailed case study using sub-hourly measured data. *Energy Build* 2020;223:110189. doi:10.1016/j.enbuild.2020.110189.
- [144] Foissard X. L'îlot de chaleur urbain et le changement climatique : application à l'agglomération rennaise. 2016.
- [145] Crawley DB, Lawrie LK, Winkelmann FC, Buhl WF, Huang YJ, Pedersen CO, et al. EnergyPlus: Creating a new-generation building energy simulation program. *Energy Build* 2001;33:319–31. doi:10.1016/S0378-7788(00)00114-6.
- [146] Warren PR, Parkins LM. Single-Sided Ventilation Through Open Windows. *Doc - Swedish Counc Build Res* 1984:487.
- [147] Cadloni, M. and Ferrazzini, M., 'Natürlicher Luftaustausch durch Kippfenster', Diplomarbeit, ETH Zürich, 1997. n.d.
- [148] Karava P, Stathopoulos T, Athienitis AK. Natural ventilation openings: a discussion of discharge coefficients. *Proc World Build Congr (CIB 2004)*, Pap 2004:2–7.
- [149] Gaetani I, Hoes PJ, Hensen JLM. Estimating the influence of occupant behavior on building heating and cooling energy in one simulation run. *Appl Energy* 2018;223:159–71. doi:10.1016/j.apenergy.2018.03.108.
- [150] Ang KH, Chong G, Li Y. PID control system analysis, design, and technology. *IEEE Trans Control Syst Technol* 2005;13:559–76. doi:10.1109/TCST.2005.847331.
- [151] Peeters L, Van der Veken J, Hens H, Helsen L, D'haeseleer W. Control of heating systems in residential buildings: Current practice. *Energy Build* 2008;40:1446–55. doi:10.1016/j.enbuild.2008.02.016.
- [152] Propoi AI. Use of LP methods for synthesizing sampled-data automatic systems. *Autom Remote Control* 1963;24(7):837–844.
- [153] Richalet J, Rault A, Testud JL, Papon J. Model predictive heuristic control. Applications to industrial processes. *Automatica* 1978;14:413–28. doi:10.1016/0005-1098(78)90001-8.
- [154] Prett DM, Gillette RD. Optimization and constrained multivariable control of a catalytic cracking unit. *Jt Autom Control Conf* 1980;17:73. doi:10.1109/JACC.1980.4232010.
- [155] Qin SJ, Badgwell TA. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Eng Pract* 2003;11:733–64. doi:10.1016/S0967-0661(02)00186-7.
- [156] Benard C, Guerrier B, Rosset-Louerat M-M. Optimal Building Energy Management: Part I—Modeling. *J Sol Energy Eng* 1992;114:2–12. doi:10.1115/1.2929978.
- [157] Benard C, Guerrier B, Rosset-Louerat M-M. Optimal Building Energy Management: Part II—Control. *J Sol Energy Eng* 1992;114:13–22. doi:10.1115/1.2929976.
- [158] Kummert M, André P, Nicolas J. Optimal heating control in a passive solar commercial building. *Sol Energy* 2001;69:103–16. doi:10.1016/S0038-092X(01)00038-X.
- [159] Serale G, Fiorentini M, Capozzoli A, Bernardini D, Bemporad A. Model Predictive Control (MPC) for enhancing building and HVAC system energy efficiency: Problem formulation, applications and opportunities. *Energies* 2018;11. doi:10.3390/en11030631.
- [160] Afram A, Janabi-Sharifi F. Theory and applications of HVAC control systems - A review of

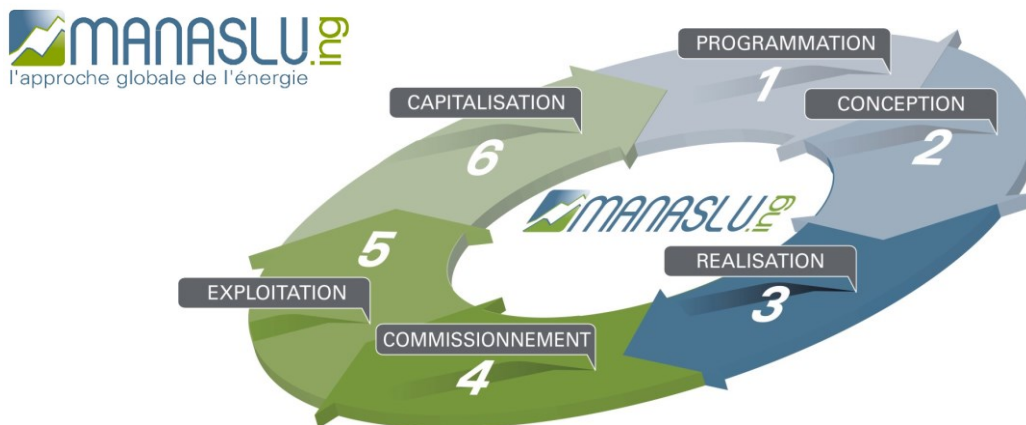
- model predictive control (MPC). *Build Environ* 2014;72:343–55. doi:10.1016/j.buildenv.2013.11.016.
- [161] Thieblemont H, Haghghat F, Ooka R, Moreau A. Predictive control strategies based on weather forecast in buildings with energy storage system: A review of the state-of-the art. *Energy Build* 2017;153:485–500. doi:10.1016/j.enbuild.2017.08.010.
- [162] Bemporad A, N. Lawrence Ricker, Morari M. *Model Predictive Control Toolbox™*, 2019, p. 994.
- [163] Garriga JL, Soroush M. Model predictive control tuning methods: A review. *Ind Eng Chem Res* 2010;49:3505–15. doi:10.1021/ie900323c.
- [164] Moroşan PD, Bourdais R, Dumur D, Buisson J. Building temperature regulation using a distributed model predictive control. *Energy Build* 2010;42:1445–52. doi:10.1016/j.enbuild.2010.03.014.
- [165] Eynard J. *Gestion optimale de l'énergie dans un procédé multi-source pour le chauffage de bâtiments*. 2010.
- [166] Hazyuk I, Ghiaus C, Penhouet D. Model Predictive Control of thermal comfort as a benchmark for controller performance. *Autom Constr* 2014;43:98–109. doi:10.1016/j.autcon.2014.03.016.
- [167] Bernal W, Behl M, Nghiem TX, Mangharam R. MLE+: A tool for integrated design and deployment of energy efficient building controls. *BuildSys 2012 - Proc 4th ACM Work Embed Syst Energy Effic Build* 2012:123–30. doi:10.1145/2422531.2422553.
- [168] Nghiem TX. *Mle+ : a Matlab - Energyplus Co - Simulation Interface* 2015. doi:10.13140/RG.2.1.1127.0880.
- [169] Artiges N. *De l'instrumentation au contrôle optimal prédictif pour la performance énergétique du bâtiment*. 2016.
- [170] Schmid C, Biegler LT. Quadratic programming hessian. *Comput Chem Eng* 1994;18:817–32.
- [171] Lin T, Horne BG, Tiiio P, Giles CL. Learning Long-Term Dependencies in. *IEEE Trans Neural Networks* 1996;7:1329–38.
- [172] de Groot C, Würtz D. Analysis of univariate time series with connectionist nets: A case study of two classical examples. *Neurocomputing* 1991;3:177–92. doi:10.1016/0925-2312(91)90040-I.
- [173] Parmar H, Hindoliya DA. Artificial neural network based modelling of desiccant wheel. *Energy Build* 2011;43:3505–13. doi:10.1016/j.enbuild.2011.09.016.
- [174] David Kriesel. *A Brief Intoduction to Neural Networks*. 2001. doi:10.1007/978-3-662-04323-3_10.
- [175] Hudson M, Martin B, Hagan T, Demuth R2017b HB. *Neural Network Toolbox™ User's Guide* n.d.
- [176] Lazrak A. *Caracterisation des performances energetiques des systemes thermiques innovants pour le batiment au travers d'essais de courte duree en regime dynamique*. 2016.
- [177] Moujalled B. *Modélisation dynamique du confort thermique dans les bâtiments naturellement ventilés* 2007:329.
- [178] AFNOR. *NF EN 12098-2* n.d. <https://www.boutique.afnor.org/norme/nf-en-12098-2/regulation-pour-les-systemes-de-chauffage-partie-2-optimiseurs-d-intermittences-pour-les-systemes-de-chauffage-a-eau-chaude/article/719733/fa049529>.
- [179] EnergyPlus. *Engineering Reference. EnergyPlus™ Version 9.2.0 Documentation*. US Dep Energy 2019.

- [180] Munaretto F. Étude de l'influence de l'inertie thermique sur les performances énergétiques des bâtiments 2014.
- [181] Pickavet M, Vereecken W, Demeyer S, Audenaert P, Vermeulen B, Develder C, et al. Worldwide energy needs for ICT: The rise of power-aware networking. 2008 2nd Int Symp Adv Networks Telecommun Syst ANTS 2008 2008:15–7. doi:10.1109/ANTS.2008.4937762.
- [182] Malmödin J, Moberg AS, Lundén D, Finnveden G, Lövehagen N. Greenhouse gas emissions and operational electricity use in the ICT and entertainment & Media sectors. *J Ind Ecol* 2010;14:770–90. doi:10.1111/j.1530-9290.2010.00278.x.
- [183] Andrae A, Edler T. On Global Electricity Usage of Communication Technology: Trends to 2030. *Challenges* 2015;6:117–57. doi:10.3390/challe6010117.
- [184] The Shift Project. Lean ICT - Pour une sobriété numérique. 2018.
- [185] Bihouix P. Les métaux dans les TIC.pdf. 2015.
- [186] Sorrell S. Jevons' Paradox revisited: The evidence for backfire from improved energy efficiency. *Energy Policy* 2009;37:1456–69. doi:10.1016/j.enpol.2008.12.003.
- [187] Jevons WS. The Coal Question; An Inquiry concerning the Progress of the Nation, and the Probable Exhaustion of our Coal-mines 1866. doi:10.1145/2755977.
- [188] Greening LA, Greene DL, Dfiglio C. Energy efficiency and consumption - the rebound effect - a survey. *Energy Policy* 2000;28:389–401. doi:10.1016/S0301-4215(00)00021-5.
- [189] Magee CL, Devezas TC. A simple extension of dematerialization theory: Incorporation of technical progress and the rebound effect. *Technol Forecast Soc Change* 2017;117:196–205. doi:10.1016/j.techfore.2016.12.001.
- [190] Santarius T, Walnum HJ, Aall C. From unidisciplinary to multidisciplinary rebound research: Lessons learned for comprehensive climate and energy policies. *Front Energy Res* 2018;6:1–10. doi:10.3389/fenrg.2018.00104.
- [191] Plepys A. The grey side of ICT. *Environ Impact Assess Rev* 2002;22:509–23. doi:10.1016/S0195-9255(02)00025-2.
- [192] Werner P. The Rebound Effect of Information and Communication Technologies Development in the European Union. *Appl Spat Anal Policy* 2015;8:409–23. doi:10.1007/s12061-014-9125-z.
- [193] Hilty LM, Arnfalk P, Erdmann L, Goodman J, Lehmann M, Wäger PA. The relevance of information and communication technologies for environmental sustainability - A prospective simulation study. *Environ Model Softw* 2006;21:1618–29. doi:10.1016/j.envsoft.2006.05.007.
- [194] Hakansson C, Finnveden G. Indirect rebound and reverse rebound effects in the ICT-sector and emissions of CO2 2015:66–73. doi:10.2991/ict4s-env-15.2015.8.
- [195] Flipo F, Paris MS. Infrastructure numérique et environnement : L ' impossible domestication de l ' effet rebond. *Symp A Q J Mod Foreign Lit* 2010:26–8.
- [196] Gossart C. TIC et politiques environnementales : l'épreuve de l'effet rebond 2020.

Annexes

Annexe 1 : Descriptif de l'entreprise Manaslu Ing.

MANASLU Ing. est une société spécialisée dans le domaine de l'analyse et de l'amélioration de la Qualité énergétique des bâtiments et le Commissionnement. Elle a développé une expertise reconnue avec des méthodologies et des outils de test et de simulation uniques, innovants et performants pour mener à bien les prestations qu'elle effectue dans ce domaine, et qui sont actuellement le cœur de son business model. MANASLU Ing. s'appuie sur une méthodologie solide et structurée permettant de mettre en pratique un processus de qualité énergétique dans le cadre des projets bâtiments.



1- Programmation

Assistance à la maîtrise d'ouvrage pour la programmation :

- Réaliser un état des lieux, avec visite du site et audit énergétique du bâtiment et des systèmes
- Analyser les contraintes environnementales, énergétiques, et d'exploitation
- Participer à la rédaction du cahier des charges énergétique du projet, avec définition des cibles raisonnablement accessibles à partir de simulations dynamiques
- Aider au choix des équipes de maîtrise d'œuvre

2- Conception

Assistance à la maîtrise d'ouvrage pour le suivi de conception :

- Assister la maîtrise d'œuvre sur l'optimisation des choix architecturaux & techniques (structure, enveloppe, équipements) ;
- Proposer des scénarii technico-économiques permettant d'atteindre les cibles énergétiques fixées, sur la base de calculs dynamiques ;
- Proposer et spécifier un plan de mesure et comptage permettant le suivi énergétique en exploitation ;
- Valider les concepts et documents émis par l'équipe de maîtrise d'œuvre ;
- Proposer la programmation de lois performantes de commande de la GTB pour diminuer la consommation des équipements et auxiliaires ;
- Valider les documents techniques de consultation émis (CCTP, etc.) pour les aspects énergétiques ;
- Participer au choix des entreprises en charge de la réalisation.

3- Réalisation

Assistance à la maîtrise d'ouvrage pour le suivi de réalisation :

- Assister les entreprises en charge de la réalisation pour mettre au point les systèmes énergétiques, les lois de contrôle/commande, et les mesures de consommation énergétique ;
- Sensibilisation des intervenants lors d'opérations d'information ou de formation sur les enjeux énergétiques du projet ;
- Vérifier la conformité des matériels et matériaux mis en œuvre lors d'une mission de suivi de chantier ;
- Vérifier la qualité de mise en œuvre des équipements, de l'arrivée sur chantier à l'installation ;
- Mettre en place des mesures régulières du niveau de performance sur la plan thermique et étanchéité à l'air.

4- Commissionnement

Assistance à la maîtrise d'ouvrage pour le suivi du commissionnement :

- Mettre en place des essais de réception spécifiques aux aspects énergétiques pour valider le niveau de performance des équipements installés ;
- Vérifier la conformité des lois de contrôle commande des équipements ;
- Mettre en place les mesures finales permettant de vérifier le niveau de performance sur la plan thermique et étanchéité à l'air ;
- Vérifier la fonctionnalité du matériel de mesure des consommations énergétiques pour réaliser le suivi en exploitation.

5- Exploitation

Assistance à la maîtrise d'ouvrage pour l'exploitation :

- Mettre en place des opérations d'information et de sensibilisation auprès des usagers sur les enjeux énergétiques ;
- Aider au monitoring du bâtiment en analysant les mesures réalisées, et en détectant les dérives et dysfonctionnements ;
- Réaliser des enquêtes de confort auprès des occupants ;
- Préconiser des remises à niveau techniques si cela est nécessaire (inconfort, surconsommation, etc.) ;
- Assister et former l'exploitant du bâtiment sur le fonctionnement et les caractéristiques spécifiques du bâtiment ;
- Réaliser des bilans technico-économique annuels.

6- Valorisation

Assistance à la maîtrise d'ouvrage pour la valorisation :

- Aider à formaliser les acquis du maître d'ouvrage dans ses processus et manuels internes (qualité, projet, etc.) ;
- Assister le maître d'ouvrage dans sa communication sur ses actions et résultats pour limiter l'impact environnemental ;
- Retirer du retour d'expérience des opérations terminées un savoir pouvant être appliqué sur les projets à venir.

En résumé, l'intervention de MANASLU Ing., dans les projets, peut se définir comme étant le « commissionneur » vérifiant notamment tous les points sensibles des projets de construction/réhabilitation de bâtiments, qui ne sont pas encore usuellement pris en compte de façon systématique par le secteur du bâtiment :

- Impact exhaustif des ponts thermiques ;
- Transferts de masse dans le bâti suivant la nature et la position de l'isolation thermique ;
- Impact de l'étanchéité à l'air sur les consommations réelles et la qualité de l'air ;
- Robustesse et performance des procédés de ventilation pour garantir le confort et la qualité de l'air des zones occupées ;
- Prise en compte des consommations auxiliaires une fois l'enveloppe du bâtiment rendue performante ;
- Optimisation du contrôle commande et de la régulation sur l'efficacité des solutions mises en œuvre ;
- Optimisation des pertes de distribution et bouclage ECS qui représentent une part importante des consommations une fois l'enveloppe traitée sur le plan thermique ;
- Mise en place localement de production d'énergie renouvelable ou de récupération suivant les potentialités ;
- Qualité de mise en œuvre avec commissionnement des installations techniques ;
- Monitoring des installations et des bâtiments pour permettre la remise à niveau et évaluer les solutions adoptées en amont du projet ;
- Adaptation des solutions pour une meilleure appropriation des dispositifs par les usagers afin de garantir leur confort et la qualité d'usage ;
- Comportement des occupants et impact des usages.

A ce titre, les enseignements générés par les simulations énergétiques dynamiques et le monitoring de bâtiments performants, permettent de disposer depuis plusieurs années, d'une vision claire et synthétique de la démarche qualité juste et suffisante à « embarquer » dans le cadre d'une telle mission. A ce jour, MANASLU Ing. propose des prestations de service de Commissionnement uniques sur le marché national, à très forte valeur ajoutée, permettant à ses clients de disposer d'un plan d'analyse des risques, de programmes d'essais et de rapports de mises en services complets et exhaustifs garantissant la conformité du bien immobilier livré et permettant aux clients un engagement sur les charges et les consommations énergétiques.

Annexe 2 : Tableaux de résultats détaillés obtenus lors des tests en conditions idéales

Zone H2N.9 (Nord)		Sans anticipation		Avec anticipation		MPC
		TOR	PID	TOR	PID	
Consommation d'énergie	E [kWh]	1242	1227	1301	1275	1240
Suivi de consigne	MAE [°C]	0,35	0,15	0,32	0,13	0,15
Anticipation	$\%_{ant}$ [%]	69	31	100	100	100
Maintien d'une température confortable	Ic_{plus} [°C.h]	31,1	4,4	35,1	4,4	3,0
	t_{plus} [h]	219,3	27,4	242,3	27,2	25,5
	Er_{plus} [°C]	0,14	0,16	0,14	0,16	0,12
	Ic_{moins} [°C.h]	37,4	41,5	3,8	11,2	6,1
	t_{moins} [h]	73,8	56,8	37,9	61,3	40,0
	Er_{moins} [°C]	-0,51	-0,73	-0,10	-0,18	-0,15

Zone H2N.2 (Est)		Sans anticipation		Avec anticipation		MPC
		TOR	PID	TOR	PID	
Consommation d'énergie	E [kWh]	737	719	785	760	739
Suivi de consigne	MAE [°C]	0,34	0,17	0,31	0,13	0,11
Anticipation	$\%_{ant}$ [%]	63	17	100	100	100
Maintien d'une température confortable	Ic_{plus} [°C.h]	38,0	11,3	43,2	12,2	9,5
	t_{plus} [h]	239,5	40,7	265,8	39,4	21,1
	Er_{plus} [°C]	0,16	0,28	0,16	0,31	0,45
	Ic_{moins} [°C.h]	36,3	43,2	0,5	1,4	0,5
	t_{moins} [h]	42,2	52,4	9,8	15,7	4,7
	Er_{moins} [°C]	-0,86	-0,82	-0,05	-0,09	-0,10

Zone H2S.5 (Sud)		Sans anticipation		Avec anticipation		MPC
		TOR	PID	TOR	PID	
Consommation d'énergie	E [kWh]	320	302	350	327	310
Suivi de consigne	MAE [°C]	0,63	0,50	0,63	0,48	0,49
Anticipation	$\%_{ant}$ [%]	84	35	94	94	94
Maintien d'une température confortable	Ic_{plus} [°C.h]	440,3	406,5	454,1	415,2	400,7
	t_{plus} [h]	513,3	296,9	536,9	302,2	279,5
	Er_{plus} [°C]	0,86	1,37	0,85	1,37	1,43
	Ic_{moins} [°C.h]	14,7	20,7	0,0	0,0	0,8
	t_{moins} [h]	16,6	32,2	0,3	0,7	7,4
	Er_{moins} [°C]	-0,88	-0,64	-0,03	-0,06	-0,11

Zone H2S.9 (Ouest)		<i>Sans anticipation</i>		<i>Avec anticipation</i>		MPC
		TOR	PID	TOR	PID	
Consommation d'énergie	E [kWh]	574	548	620	589	563
Suivi de consigne	MAE [°C]	0,33	0,12	0,31	0,06	0,05
Anticipation	$\%_{ant}$ [%]	63	16	100	100	100
Maintien d'une température confortable	Ic_{plus} [°C.h]	36,1	0,0	41,4	0,0	0,0
	t_{plus} [h]	275,8	0,0	309,6	0,0	0,0
	Er_{plus} [°C]	0,13	0,00	0,13	0,00	0,00
	Ic_{moins} [°C. h]	32,0	39,6	0,0	0,0	0,0
	t_{moins} [h]	29,9	45,3	1,2	0,0	0,1
	Er_{moins} [°C]	-1,07	-0,87	-0,04	0,00	-0,03

Evaluation sur modèle de simulation thermique dynamique calibré des performances d'un contrôleur prédictif basé sur l'utilisation de réseaux de neurones

Le développement des techniques d'apprentissage automatique, et plus particulièrement des réseaux de neurones, associé à celui des nouvelles technologies de l'information et de la communication, bouleverse nos sociétés à travers des avancées technologiques dans une variété de secteurs d'activité. Le secteur du bâtiment n'est pas épargné, si bien que ces techniques peuvent constituer une opportunité intéressante dans un contexte où les émissions de gaz à effet de serre doivent être drastiquement réduites. L'objectif de ces travaux est d'évaluer l'intérêt de ces techniques appliquées à l'énergétique du bâtiment, dans une optique de réduction des consommations énergétiques et d'amélioration du confort thermique. Nous veillons par ailleurs à garder lors de cette évaluation une vision globale, en plaçant les éventuels avantages en face des différents besoins relatifs au développement de ces technologies. Ce travail de thèse s'organise en trois parties précédées d'une introduction détaillée visant à donner au lecteur une vue d'ensemble des différents éléments de contexte, permettant ainsi la mise en perspective du travail de thèse. Nous donnons ensuite dans la première partie le cadre théorique nécessaire à la compréhension des problématiques rencontrées lors de l'élaboration et de la création des réseaux de neurones pour des applications à l'énergétique du bâtiment. Dans un second temps, une étude bibliographique donnant au lecteur un large aperçu des diverses applications des réseaux de neurones au domaine de l'énergétique du bâtiment est présentée. La seconde partie est consacrée à la calibration du modèle de bâtiment utilisé ensuite pour tester et évaluer un contrôleur prédictif mettant en œuvre des réseaux de neurones. Après une explication de la méthode utilisée puis une présentation détaillée du modèle, une analyse complète des résultats de calibration est menée. Nous terminons cette partie par des observations et recommandations concernant les méthodes classiques de calibration préconisées par différents organismes internationaux. Enfin, une application concrète mettant en œuvre des réseaux de neurones pour le contrôle prédictif de la température intérieure est présentée au cours de la troisième partie. Après un point théorique concernant le contrôle prédictif, nous détaillons la méthode développée pour l'entraînement des réseaux de neurones utilisés. Les résultats obtenus en simulation avec un contrôleur prédictif sont ensuite analysés et comparés à ceux obtenus en présence de deux contrôleurs de référence pour diverses hypothèses de simulation. Le contrôleur prédictif est ainsi testé dans plusieurs cas de figures, allant d'une situation idéale à des conditions de fonctionnement plus réalistes, en passant par deux types d'émetteurs de chaleur différents, à savoir des plafonds rayonnants et un plancher chauffant.

Mots-clés : Réseaux de neurones ; Contrôle prédictif ; Bâtiment ; Energétique ; Calibration ; Simulation thermique dynamique.

The development of machine learning techniques, particularly neural networks, combined with the development of new information and communication technologies, is shaking up our societies through technological advances in a variety of sectors. The building sector is not spared, so these techniques may represent an interesting opportunity in a context where greenhouse gas emissions must be drastically reduced. The objective of this work is to assess the interest of these techniques in the field of building energy, with the aim of reducing energy consumption and improving thermal comfort. In addition, we ensure that this evaluation is carried out with a global vision, by placing the possible advantages in front of the different needs relating to the development of these technologies. This thesis work is organized in three parts preceded by a detailed introduction intended to give the reader an overview of the various contextual elements, thus allowing the thesis work to be placed in perspective. We then give in the first part the theoretical framework needed to understand the problems encountered during the elaboration and creation of neural networks for building energy applications. Then, a bibliographical study giving the reader a broad overview of the various applications of neural networks in the field of building energy is presented. The second part is devoted to the calibration of the building model that is then used to test and evaluate a predictive controller implementing neural networks. After an explanation of the method used and a detailed presentation of the model, a complete analysis of the calibration results is carried out. We conclude this part with observations and recommendations regarding the standard calibration guidelines recommended by three international organizations. Finally, a practical application using neural networks for the predictive control of indoor temperature is presented in the third part. After a theoretical introduction concerning predictive control, we detail the method employed to train the neural networks used. The results obtained in simulation with a predictive controller are then analyzed and compared with those obtained with two reference controllers for various simulation hypothesis. The predictive controller is thus tested in several scenarios, ranging from an ideal situation to more realistic operating conditions, including two different types of heat emitters, namely radiant ceilings and underfloor heating.

Keywords: Neural networks; Predictive control; Building; Energy; Calibration; Building thermal modeling.