

Chapitre 4

Élaboration de lois de type heuristique

La commande prédictive est une méthode prometteuse pour améliorer la régulation énergétique des bâtiments performants. Cependant, son application par les professionnels du bâtiment reste encore limitée. Ce chapitre a pour objectif de développer des méthodes d'optimisation hors-ligne pour approximer les résultats de la commande prédictive et ainsi identifier des lois de commande simplifiées plus adaptées aux pratiques courantes. Dans un premier temps, nous présenterons les principes de l'optimisation hors-ligne. Par la suite, nous exposerons le cas d'application ainsi que la méthodologie développée. Enfin, le comportement des lois heuristiques identifiées sera analysé et leur robustesse testée.

PLAN DU CHAPITRE 4

1.	<u>L'OPTIMISATION HORS-LIGNE</u>	<u>145</u>
2.	<u>CADRE DE L'ÉTUDE</u>	<u>147</u>
2.1	BÂTIMENT ÉTUDIÉ	147
2.2	OBJECTIF DE L'OPTIMISATION	149
2.2.1	CONTRAINTES	150
2.2.2	TARIFS DE L'ÉLECTRICITÉ	150
3.	<u>MÉTHODOLOGIE</u>	<u>151</u>
3.1	ALGORITHME D'OPTIMISATION	151
3.1.1	LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE	151
3.1.2	LES PARAMÈTRES DE LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE	152
3.2	ÉLABORATION DES LOIS HEURISTIQUES	153
3.2.1	LES MÉTHODES DE RÉGRESSION	154
3.2.2	MÉTHODOLOGIE	155
3.2.3	VARIABLES EXPLICATIVES	159
3.2.4	MODÈLES DÉVELOPPÉS	159
3.2.5	CRITÈRES D'ÉVALUATION DES RÉSULTATS	160
4.	<u>RÉSULTATS</u>	<u>161</u>
4.1	DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES	161
4.2	INFLUENCE DES DONNÉES D'ENTRAÎNEMENT SUR LES RÉGRESSIONS BÊTA	162
4.3	UTILISATION D'UN CONTRÔLEUR	164
4.4	COMPARAISON À UNE LOI DE COMMANDE CLASSIQUE	166
5.	<u>INFLUENCE DE LA PRÉVISION MÉTÉOROLOGIQUE SUR LA LOI HEURISTIQUE IDENTIFIÉE</u>	<u>168</u>
5.1	MODÈLE DE PRÉVISION MÉTÉOROLOGIQUE	168
5.1.1	DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES UTILISÉES	168
5.1.2	DÉVELOPPEMENT DES MODÈLES	169

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

5.2	IMPACT SUR LES LOIS HEURISTIQUES	170
5.2.1	MISE EN PLACE DES DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES	170
5.2.2	COMPARAISONS DES RÉGULATIONS SELON LES DONNÉES CLIMATIQUES UTILISÉES.....	171
6.	<u>CONCLUSION DU CHAPITRE</u>	<u>173</u>

1. L'OPTIMISATION HORS-LIGNE

La commande prédictive est une technique prometteuse pour résoudre les problèmes d'optimisation rencontrés dans le domaine du bâtiment. Cependant, son utilisation par les professionnels reste encore limitée. En effet, les systèmes de régulation utilisés classiquement reposent sur des arbres de décision, c'est-à-dire sur l'emploi de lois de commande explicites. Or, dans le cadre de la commande prédictive, la loi de commande calculée est implicite. Seuls le modèle du bâtiment et l'algorithme d'optimisation doivent être définis alors que la loi de commande sous des sollicitations particulières n'est pas connue à l'avance. De plus, la mise en place de la commande prédictive nécessite l'utilisation de systèmes de contrôle-commande plus développés avec des solutions matérielles et logicielles spécifiques. Le gestionnaire doit alors être formé pour installer ces systèmes reposant sur l'optimisation numérique, les régler et réagir aux éventuels dysfonctionnements. Enfin, cette méthode nécessite l'utilisation de capteurs fiables, de moyens de calculs importants et d'algorithmes d'optimisation performants. En particulier, dans le cadre de la régulation en temps réel, ces algorithmes doivent faire face à des difficultés théoriques, telles que le respect des contraintes, le problème de convergence en un temps limité ou encore l'initialisation.

Une alternative consiste à utiliser des méthodes d'approximation hors-ligne des résultats de la commande prédictive (chapitre 1). La méthode hors-ligne consistant à approximer les résultats de l'optimisation en simulant le bâtiment sous des sollicitations extérieures et intérieures représentatives d'une année type va nous intéresser tout particulièrement dans ce chapitre. Son objectif est de développer des stratégies générales de gestion énergétique (ou loi de commande simplifiée). Des techniques statistiques peuvent alors être utilisées pour apprendre des résultats de la commande prédictive et identifier des lois heuristiques. Ces lois permettent ainsi de relier le choix d'une action à des variables explicatives.

Cette approche a par exemple été appliquée à la gestion en temps réel des inondations à l'aide d'un système de plusieurs réservoirs. L'objectif était d'identifier des lois de gestion des réservoirs (typiquement un arbre de décision) à partir des résultats de la commande prédictive (Wei et Hsu 2009).

La même démarche a été utilisée plus récemment dans le contexte du bâtiment. Par exemple, May-Ostendorp et al. (2013) ont utilisé plusieurs techniques d'exploration de données (le modèle linéaire généralisé, l'apprentissage par arbre de décision, l'algorithme Adaboost) pour identifier des lois heuristiques à partir des résultats de la commande prédictive. Le cas d'application concernait le rafraîchissement lors de la saison de climatisation d'un bâtiment de bureau de trois étages. L'objectif de l'optimisation était alors de minimiser la consommation d'énergie en commandant l'ouverture des fenêtres, sans contraintes sur le confort thermique. Une optimisation par essais particuliers a été employée sur un horizon de 24 heures. Les résultats de l'identification des lois heuristiques ont montré que les techniques statistiques utilisées présentent de bonnes performances, en particulier pour l'apprentissage par arbre de décision et l'algorithme Adaboost.

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

Plus récemment, Domahidi et al. (2014) ont utilisé différents algorithmes issus de l'apprentissage automatique tels que les machines à vecteurs de support (*Support Vector Machine, SVM*) ou encore l'algorithme Adaboost. L'objectif était de reproduire le comportement d'une commande prédictive pour déterminer les périodes de mise en fonctionnement des systèmes énergétiques. Une des principales limites de ces exemples est que ces techniques d'apprentissage ne sont employées que pour identifier des décisions binaires.

Enfin, Le et al. (2014) ont également utilisé les machines à vecteurs de support pour approcher les résultats de la commande prédictive. Le cas d'application concernait la gestion des occultations avec la résolution de la commande prédictive par une méthode de Séparation et Evaluation (*Branch & Bound*). Contrairement aux exemples précédents, l'originalité de leur travail repose sur l'apprentissage de décisions non binaires, en considérant plusieurs positions possibles pour les volets. Le fonctionnement de cette méthode est illustré dans la Figure 49. La structure de la commande prédictive est conservée mais elle est cette fois utilisée pour l'optimisation hors-ligne (*offline MPC*) dans le but d'identifier des lois heuristiques.

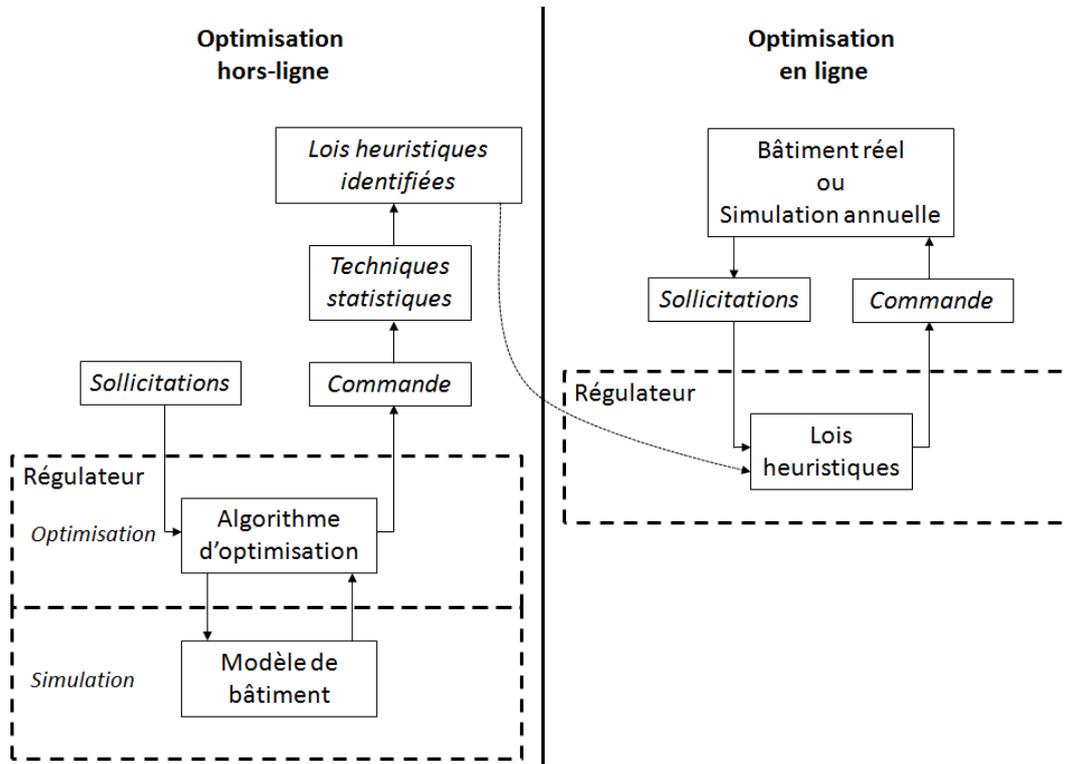


Figure 49 : Identification de lois heuristiques à partir de la commande prédictive

A notre connaissance, ces méthodes d'identification de lois heuristiques n'ont jamais été appliquées à la gestion du chauffage dans les bâtiments, et en particulier à l'identification de lois de commande continues. Le développement de la méthodologie est l'objet des paragraphes suivants.

2. CADRE DE L'ÉTUDE

2.1 Bâtiment étudié

Nous considérons le bâtiment présenté dans le Chapitre 3. Ce dernier dispose d'une ventilation mécanique de type double flux avec un récupérateur de chaleur d'une efficacité de 70 %. Le débit considéré pour le renouvellement d'air est de 0,6 vol/h (incluant 0,03 vol/h pour les infiltrations) quand le bâtiment est occupé et de 0,3 vol/h dans le cas contraire (toujours avec infiltrations). Le chauffage est assuré par une résistance électrique chauffant l'air insufflé dans le bâtiment.

Les apports internes émis par le métabolisme des occupants et les apports des systèmes électriques sont également pris en compte. Pour l'occupation du bâtiment, on considère une famille de quatre personnes : le bâtiment est occupé à 100 % de 18h à 8h, à 50 % de 17h à 18h. Le week-end, les quatre personnes sont continuellement présentes. Le même scénario est reproduit toutes les semaines et présenté dans le Tableau 13. Pour chaque occupant, une chaleur métabolique de 80 W est considérée. Les puissances dissipées par les systèmes électriques suivent également un scénario hebdomadaire, présenté dans le Tableau 14.

Le modèle thermique du bâtiment considéré dans cette étude est monozone dans le but de diminuer les temps de calculs de l'algorithme d'optimisation utilisé et de simplifier le développement des lois heuristiques. Selon les résultats de la simulation thermique dynamique effectuée avec le logiciel COMFIE (en considérant un modèle réduit par analyse modale à dix modes), les besoins de chauffage annuels sont de 14 kWh/m² correspondant au label « maison passive ».

Tableau 13 : Scénario hebdomadaire d'occupation

Hebdomadaire		% d'occupation					
Nombre d'occupants : 4							
Heure	Lun %	Mar %	Mer %	Jeu %	Ven %	Sam %	Dim %
0-1h	100	100	100	100	100	100	100
1-2h	100	100	100	100	100	100	100
2-3h	100	100	100	100	100	100	100
3-4h	100	100	100	100	100	100	100
4-5h	100	100	100	100	100	100	100
5-6h	100	100	100	100	100	100	100
6-7h	100	100	100	100	100	100	100
7-8h	100	100	100	100	100	100	100
8-9h	100	100	100	100	100	100	100
9-10h	0	0	0	0	0	100	100
10-11h	0	0	0	0	0	100	100
11-12h	0	0	0	0	0	100	100
12-13h	0	0	0	0	0	100	100
13-14h	0	0	0	0	0	100	100
14-15h	0	0	0	0	0	100	100
15-16h	0	0	0	0	0	100	100
16-17h	0	0	0	0	0	100	100
17-18h	50	50	50	50	50	100	100
18-19h	100	100	100	100	100	100	100
19-20h	100	100	100	100	100	100	100
20-21h	100	100	100	100	100	100	100
21-22h	100	100	100	100	100	100	100
22-23h	100	100	100	100	100	100	100
23-24h	100	100	100	100	100	100	100

Tableau 14 : Scénario hebdomadaire des puissances dissipées par les appareils électriques

Hebdomadaire		Puissance dissipée					
Heure	Lun Watts	Mar Watts	Mer Watts	Jeu Watts	Ven Watts	Sam Watts	Dim Watts
0-1h	10	10	10	10	10	10	10
1-2h	10	10	10	10	10	10	10
2-3h	10	10	10	10	10	10	10
3-4h	10	10	10	10	10	10	10
4-5h	10	10	10	10	10	10	10
5-6h	10	10	10	10	10	10	10
6-7h	10	10	10	10	10	10	10
7-8h	250	250	250	250	250	250	250
8-9h	200	200	200	200	200	200	200
9-10h	10	10	10	10	10	150	150
10-11h	10	10	10	10	10	150	150
11-12h	10	10	10	10	10	150	150
12-13h	10	10	10	10	10	250	250
13-14h	10	10	10	10	10	150	150
14-15h	10	10	10	10	10	150	150
15-16h	10	10	10	10	10	150	150
16-17h	10	10	10	10	10	150	150
17-18h	10	10	10	10	10	150	150
18-19h	200	200	200	200	200	200	200
19-20h	200	200	200	200	200	200	200
20-21h	320	320	320	320	320	320	320
21-22h	360	360	360	360	360	360	360
22-23h	250	250	250	250	250	250	250
23-24h	250	250	250	250	250	250	250

2.2 Objectif de l'optimisation

Dans cette étude, on se propose d'étudier la possibilité d'effacer la consommation électrique de chauffage du bâtiment pendant une période dite « de pointe » allant de 17 h à 21 h. L'objectif de l'optimisation est de déterminer la stratégie optimale qui minimise le coût de la consommation énergétique tout en respectant des contraintes de température de confort (contraintes d'état) et des contraintes de puissance maximale du système de chauffage (contraintes de commande). A noter qu'aucune contrainte n'est ajoutée sur la commande de chauffage pour réaliser l'effacement de la

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

consommation de pointe. L'effacement n'est obtenu que par un coût variable de l'électricité dans le temps. Le critère à minimiser est donc :

$$\min_P \int_0^{tf} C_{elec}(t)P(t)dt \quad (4.1)$$

où $C_{elec}(t)$ est le coût de l'électricité, $P(t)$ la puissance de chauffage à injecter dans le bâtiment et tf l'horizon d'optimisation.

2.2.1 Contraintes

Les contraintes d'état et de commande sont les suivantes :

- **Contraintes de commande** : la puissance de chauffage doit être comprise entre 0 W (P_{min}) et 5000 W (P_{max}).

$$P_{min} \leq P(t) \leq P_{max} \quad (4.2)$$

- **Contraintes d'état** : la température intérieure de la zone doit être comprise entre 19°C (T_{min}) et 24°C (T_{max}).

$$T_{min} \leq T_{zone}(t) \leq T_{max} \quad (4.3)$$

De plus, nous considérons une vitesse maximale de variation de la température de l'air définie par l'ASHRAE 55 - 1992. :

$$\frac{dT_{zone}}{dt} \leq 2,2^\circ\text{C} / \text{h} \quad (4.4)$$

2.2.2 Tarifs de l'électricité

Dans l'objectif d'effacer la consommation électrique pendant les heures de pointe, le prix du kilowattheure d'électricité considéré est ici multiplié par deux par rapport aux heures pleines. Deux tarifs différents étant déjà proposés en France en fonction de l'heure de la journée (heures creuses et heures pleines), la grille tarifaire utilisée dans cette étude considère par conséquent trois tarifs différents de l'électricité (Tableau 15).

Tableau 15 : Tarifs des heures creuses, pleines et de pointe

	Heures creuses	Heures pleines	Heures de pointe
Horaire	0h-9h	9h-17h 22h-0h	17h-22h
Prix du kWh en €	0,0864	0,1275	0,255

3. MÉTHODOLOGIE

3.1 Algorithme d'optimisation

3.1.1 La programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode d'optimisation développée par R. Bellman (1957). Il s'agit d'un algorithme d'optimisation séquentiel permettant d'obtenir l'optimum global en balayant l'ensemble des solutions possibles étant donnée une discrétisation.

Pour appliquer la programmation dynamique, une variable d'état décrivant le système est utilisée et discrétisée temporellement :

$$x(t) = x_t \in X_t, X_t \subset \mathbb{R}^{N_s} \quad (4.5)$$

avec X_t l'ensemble des états admissibles et N_s la dimension de X_t . Le vecteur commande u , également discrétisé temporellement, peut être choisi dans l'ensemble $U_t \subset \mathbb{R}^{N_c}$ (représentant l'ensemble des commandes admissibles), de dimension N_c :

$$u(t) = u_t \in U_t, U_t \subset \mathbb{R}^{N_c} \quad (4.6)$$

On peut alors agir sur l'état du système à travers la variable de commande u . L'équation d'état du système dynamique $f(\cdot)$ est ainsi :

$$x(t) = x_t, \quad x(t+1) = f(x(t), u(t)) \quad (4.7)$$

Une fonction coût v_t est également définie, représentant le coût du passage d'un état x à t à un autre état x à $t+1$:

$$v_t(x_t, x_{t+1}) \quad (4.8)$$

Sous ces hypothèses, le problème d'optimisation séquentielle à horizon fini prend la forme suivante :

$$V_0^t = \min \left[\sum_{j=0}^{t-1} v_j(x_j, x_{j+1}) \right] \quad (4.9)$$

sous les contraintes d'état et de commande (5) et (6) et l'équation d'état (7). V_0^t représente la politique optimale, ou plus précisément le vecteur commande correspondant, qui minimise la fonction coût tout en respectant les contraintes. Pour éviter de calculer le coût total de l'ensemble des politiques possibles, le principe d'optimalité de Bellman est alors utilisé pour diviser le problème de décision en des problèmes plus courts. Il stipule qu'« une politique optimale ne peut être formée que de sous-politiques optimales ». Ainsi l'équation (9) devient :

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

$$V_0^t = \min \left[v_0(x_0, x_1) + \min \left[\sum_{j=1}^{t-1} v_j(x_j, x_{j+1}) \right] \right] \quad (4.10)$$

Cela signifie qu'à un pas de temps donné, si plusieurs politiques arrivent au même état, il suffit alors de ne conserver que la politique optimale, les autres politiques pouvant être éliminées. Ainsi, de nombreuses politiques sont rejetées à chaque séquence et le nombre de calculs à effectuer est réduit. Ce fonctionnement est présenté dans la Figure 50.

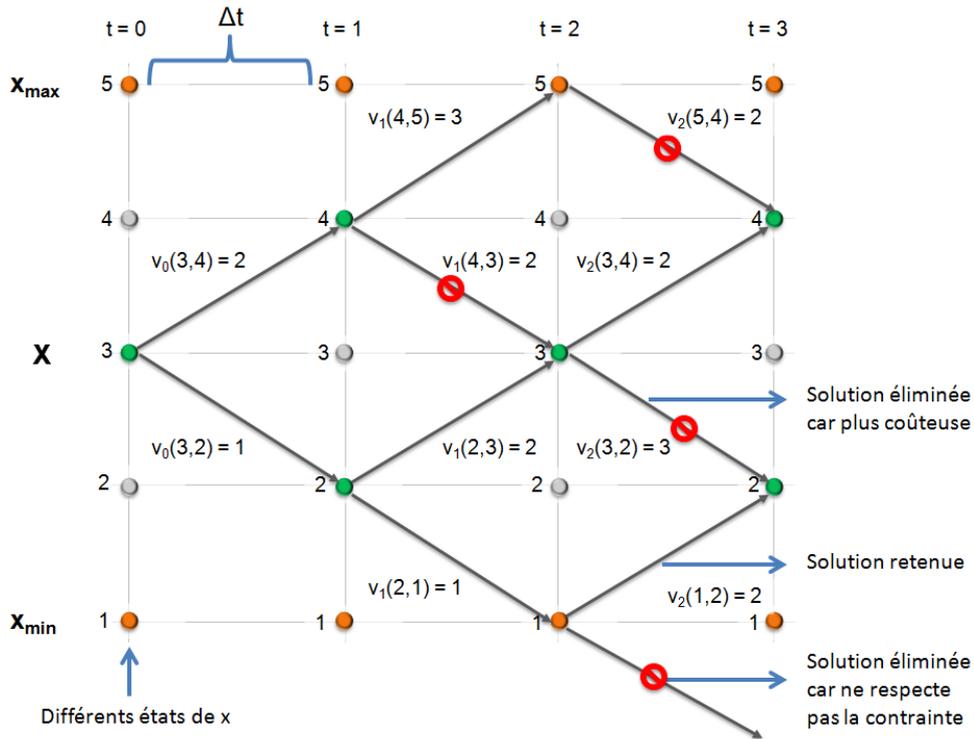


Figure 50: Fonctionnement de la programmation dynamique

Dans la figure précédente, la variable d'état du système est divisée en cinq états et l'optimisation a pour but de minimiser la fonction coût. Dans cet exemple, par application du principe d'optimalité de Bellman, quatre solutions peuvent être éliminées, soit parce qu'elles ne respectent pas les contraintes, soit parce qu'elles atteignent un même état que des politiques dont le coût est plus faible.

3.1.2 Les paramètres de la programmation dynamique

Dans notre cas d'étude, on souhaite appliquer la programmation dynamique à la gestion énergétique d'un bâtiment et plus précisément déterminer la stratégie optimale qui minimise le coût de la consommation énergétique (1) tout en respectant les contraintes de commande (2) et les contraintes d'état (3)-(4). La variable d'état à utiliser doit alors représenter de manière synthétique l'état du bâtiment ainsi que son comportement, c'est-à-dire son évolution thermique caractérisée par des changements de température des mailles le modélisant. Ainsi, la variable d'état retenue est l'énergie

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

totale stockée dans le bâtiment, c'est-à-dire la somme des énergies de toutes les mailles (Favre et Peuportier 2014) :

$$E_t = \sum_{i=0}^{N_{mailles}} C_i (T_i - T_{ref}) \quad (4.11)$$

avec

- T_i la température de la maille i ;
- C_i la capacité thermique de la maille i ;
- T_{ref} la température de référence fixée à 0°C ;
- $N_{mailles}$ le nombre de mailles.

Dans notre cas d'application, une limite supérieure et inférieure de la plage de variation de la variable d'état a été définie selon sa valeur initiale. Le nombre de discrétisations de cette plage a été fixé à 800 suite à l'analyse de sensibilité réalisée par Favre (2013) permettant de réaliser un bon compromis entre précision de l'algorithme, durée de l'optimisation et besoin en mémoire vive.

L'utilisation de cette variable d'état amène une remarque. En effet, par l'application de la programmation dynamique, lorsque deux politiques atteignent la même valeur d'énergie totale stockée, seule la politique la moins coûteuse selon la fonction coût est conservée. Or, des valeurs d'énergies totales stockées égales n'impliquent pas forcément deux états identiques du bâtiment. En effet, les températures de maille peuvent être différentes même si la somme des énergies de toutes les mailles est identique. Cependant, dans notre cas d'application, à savoir un bâtiment avec une forte inertie, on peut supposer que les températures des mailles sont proches car elles varient lentement dans ce type de bâtiment (hormis dans la maille d'air) et donc varient peu entre deux pas de temps d'une heure. Par conséquent, en partant du même état initial, et en changeant uniquement la stratégie de chauffage, il est peu probable d'avoir deux situations ayant la même énergie stockée et des températures sensiblement différentes. Pour plus de détails sur l'application de la programmation dynamique à la gestion énergétique du bâtiment, il est conseillé au lecteur de se reporter à la thèse de Favre (2013).

3.2 Élaboration des lois heuristiques

L'objectif de l'élaboration des lois heuristiques est de déterminer des lois de commande simplifiées à partir des résultats de la programmation dynamique. Ces lois de commande permettront alors de calculer la puissance de chauffage (variable à prédire) à injecter selon différentes variables explicatives telles que la température intérieure de la zone ou encore la température extérieure. Différentes méthodes de régression peuvent être utilisées pour analyser la relation entre la variable à prédire et les variables explicatives.

3.2.1 Les méthodes de régression

L'objectif des méthodes de régression est d'expliquer les valeurs prises par une variable à prédire y à l'aide de p variables explicatives x_j ($j = 1, \dots, p$). Dans notre cas d'application, les observations y_i (de la variable à prédire y) correspondent à la puissance de chauffage calculée par la programmation dynamique, et les variables explicatives $x_{i,j}$ correspondent par exemple à la température de la zone, aux conditions météorologiques extérieures ou encore aux tarifs de l'électricité. Cependant, les observations y_i sont bornées entre P_{min} et P_{max} . Nous utilisons alors la transformation $\tilde{y}_i = (y_i - P_{min}) / (P_{max} - P_{min})$ pour normaliser les observations sur l'intervalle $[0,1]$.

3.2.1.1 La régression linéaire multiple

La régression linéaire multiple est une méthode de régression classiquement utilisée. Elle correspond à la généralisation multivariée de la régression linéaire simple. On peut ainsi écrire l'équation de régression suivante :

$$y_i = a_0 + a_1x_{i,1} + \dots + a_px_{i,p} + \varepsilon_i \quad (4.12)$$

avec :

- $i = 1, \dots, n$ le numéro des observations ;
- y_i la i -ème observation de la variable à prédire y ;
- $x_{i,j}$ la i -ème observation de la j -ème variable explicative ;
- a_j ($j = 0, \dots, p$), les $(p + 1)$ paramètres estimés par la méthode des moindres carrés ;
- ε_i l'erreur du modèle, résumant l'information qui n'est pas prise en compte dans la relation entre les valeurs prises par y et les p variables explicatives x_j .

La régression linéaire multiple repose sur plusieurs hypothèses, dont les principales sont que l'erreur a une espérance nulle, une variance constante (on parle alors d'homoscédasticité) et qu'elle est distribuée selon une loi normale. La régression linéaire multiple n'est cependant pas adaptée à notre cas d'application. Une des raisons principales est qu'elle pourrait prédire des valeurs en dehors de l'intervalle $[P_{min}, P_{max}]$.

3.2.1.2 La régression Bêta

Une alternative consiste alors à utiliser la régression Bêta. Cette méthode a été introduite par Ferrari et Cribari-Neto (2004) et permet de modéliser des variables continues qui admettent leurs valeurs dans l'intervalle $]0; 1[$. La régression Bêta est basée sur un paramétrage différent de la loi Bêta. Usuellement, la fonction de densité de probabilité de la loi Bêta (p,q) est donnée par :

$$\pi(y, p, q) = \frac{\Gamma(p + q)}{\Gamma(p) * \Gamma(q)} y^{p-1} (1 - y)^{q-1}, \quad 0 < y < 1 \quad (4.13)$$

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

avec $p > 0, q > 0$ et $\Gamma(\cdot)$ la fonction gamma d'Euler. L'espérance et la variance de y sont alors respectivement $E(y) = \frac{p}{p+q}$ et $\text{Var}(y) = \frac{pq}{(p+q)^2(p+q+1)}$.

Dans l'objectif de réaliser une régression par rapport à l'espérance de la réponse y , Ferrari et Cribari-Neto (2004) proposent alors de modifier cette loi en posant $\mu = \frac{p}{p+q}$ et $\phi = p + q$:

$$\pi(y, \mu, \phi) = \frac{\Gamma(\phi)}{\Gamma(\mu\phi) * \Gamma((1-\mu)\phi)} y^{\mu\phi-1} (1-y)^{(1-\mu)\phi-1}, 0 < y < 1 \quad (4.14)$$

où $E(y) = \mu$ et $\text{Var}(y) = \frac{\mu(1-\mu)}{1+\phi}$. Le paramètre ϕ peut alors être interprété comme un paramètre de précision.

Soient y_1, \dots, y_n des variables aléatoires indépendantes et distribuées suivant la fonction de densité donnée à l'équation (4.14), le modèle de régression Bêta est alors défini par :

$$g(\mu_i) = g(E(y_i)) = b_0 + b_1 x_{i,1} + \dots + b_p x_{i,p} \quad (4.15)$$

avec b_j ($j = 0, \dots, p$) les paramètres de régression estimés par maximum de vraisemblance, et $g(\cdot)$ une fonction de lien strictement monotone, deux fois dérivable, surjective, définie sur l'intervalle $]0; 1[$ et à valeurs dans \mathbb{R} . La variance de y est une fonction dépendante de μ , par conséquent le modèle prend en compte les éventuels défauts d'homoscédasticité. Plusieurs fonctions de lien existent telles que la fonction logit $g(\mu) = \ln\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right)$ ou encore la fonction probit $g(\mu) = \Phi^{-1}(\mu)$, avec Φ la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite. Dans notre cas d'application, nous utiliserons la fonction logit qui est la fonction la plus couramment utilisée.

La régression Bêta ne s'applique qu'à des observations comprises dans l'intervalle $]0; 1[$. Lorsque les observations comprennent les valeurs limites 0 et 1, une pratique classique est de remplacer les observations y_i par $(y_i(n-1) + 0,5)/n$, où n est le nombre d'observations (Smithson et Verkuilen 2006 ; Schmid et al. 2013).

Dans l'objectif de l'élaboration de lois heuristiques, la régression Bêta a été choisie car elle permet de modéliser des variables continues bornées et qu'elle présente une grande flexibilité (la loi bêta admet une grande variété de formes permettant de modéliser de nombreuses distributions).

3.2.2 Méthodologie

Une méthodologie a été développée pour déterminer des lois de commande simplifiées à partir des résultats de la programmation dynamique (Figure 51). On utilise la programmation dynamique d'une part pour générer des données d'entraînement pour identifier les paramètres de la régression Bêta, et d'autre part pour générer des données de validation pour évaluer la fiabilité des modèles de régression Bêta identifiés. Cette procédure se déroule en deux étapes.

Lors de la première étape, des données météorologiques typiques sont utilisées pour calculer, grâce à la programmation dynamique, la stratégie optimale de commande de la puissance de chauffage. Cette stratégie optimale, correspondant aux données d'entraînement, est ensuite utilisée pour identifier

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

les paramètres de la régression Bêta et ainsi déterminer des lois de commande simplifiées. Une année météorologique typique (TMY pour *Typical Meteorological Year*) correspond à une série temporelle synthétique de données météorologiques horaires et présente l'intérêt d'être représentative de la climatologie d'une région donnée. Elle consiste en une compilation de différentes périodes de données météorologiques provenant de plusieurs années de mesures. Plus précisément, elle est constituée d'une suite de jours réels assemblés de façon à s'assurer que les moyennes mensuelles des paramètres météorologiques (température, rayonnement...) correspondent aux moyennes réelles. Ainsi, les aspects dynamiques sont conservés. L'utilisation de ce type de données météorologiques permet d'identifier des lois de commandes simplifiées les plus générales possible et adaptées à la météorologie moyenne de la région du cas d'étude. Cette première étape correspond à l'étape d'identification des modèles heuristiques (optimisation hors-ligne).

Lors de la deuxième étape, la fiabilité des modèles heuristiques est évaluée sur des données météorologiques réelles. Ainsi, on se place dans un cas d'application réel. Les résultats obtenus par les lois de commande simplifiées (identifiées à la première étape) sont alors comparés à la stratégie optimale calculée par la programmation dynamique (données de validation). Cette deuxième étape correspond à l'étape d'évaluation de la fiabilité des modèles heuristiques (optimisation en ligne).

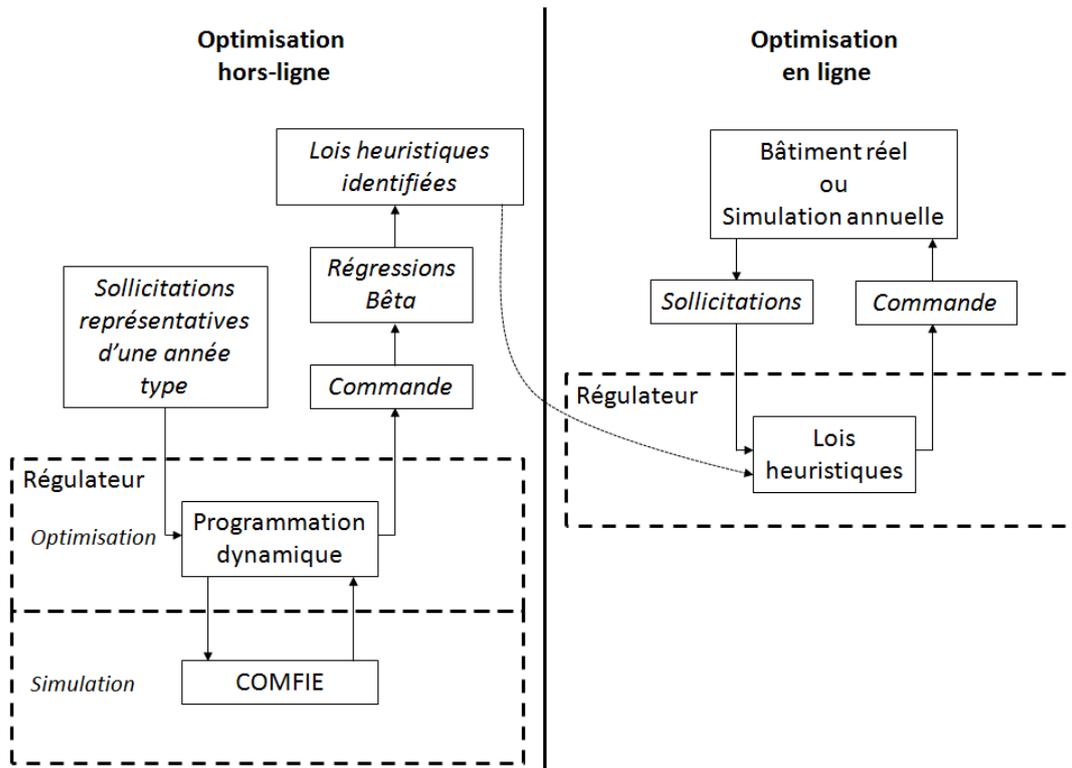


Figure 51 : Identification des lois heuristiques à partir de la programmation dynamique

3.2.2.1 Identification des modèles heuristiques

L'identification des modèles heuristiques se fait en quatre étapes (Figure 52) :

- Les données nécessaires au calcul de la stratégie optimale par la programmation dynamique sont collectées (données météorologiques de type TMY, tarifs de l'électricité, occupation du bâtiment).
- La stratégie optimale est calculée. Ces données correspondent aux données d'entraînement.
- Les paramètres du modèle de régression Bêta sont identifiés grâce aux données d'entraînement.
- Les lois de commande simplifiées alors identifiées sont implémentées dans la plateforme de simulation COMFIE.

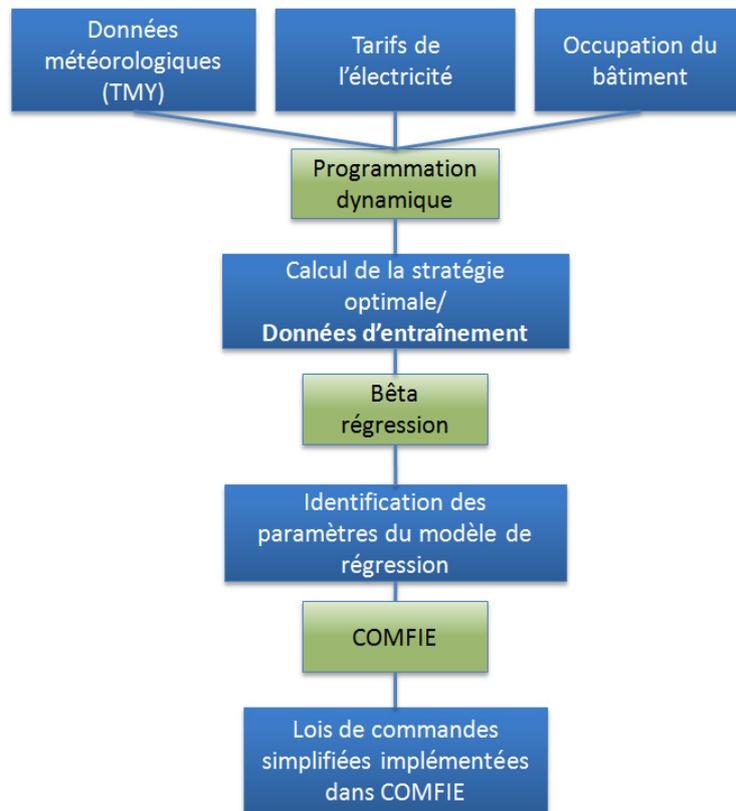


Figure 52 : Identification des modèles heuristiques

3.2.2.2 Évaluation de la fiabilité des modèles heuristiques

L'évaluation de la fiabilité des modèles heuristiques se déroule en trois étapes (Figure 53) :

- Les données nécessaires au calcul de la puissance de chauffage soit par la programmation dynamique, soit par les lois de commande simplifiées sont collectées (données météorologiques réelles, tarifs de l'électricité, occupation du bâtiment).
- La stratégie optimale (calculée par la programmation dynamique) et les stratégies opérationnelles (calculées par les lois de commande simplifiées) sont déterminées.
- Les performances des stratégies opérationnelles par rapport à la stratégie optimale sont évaluées.

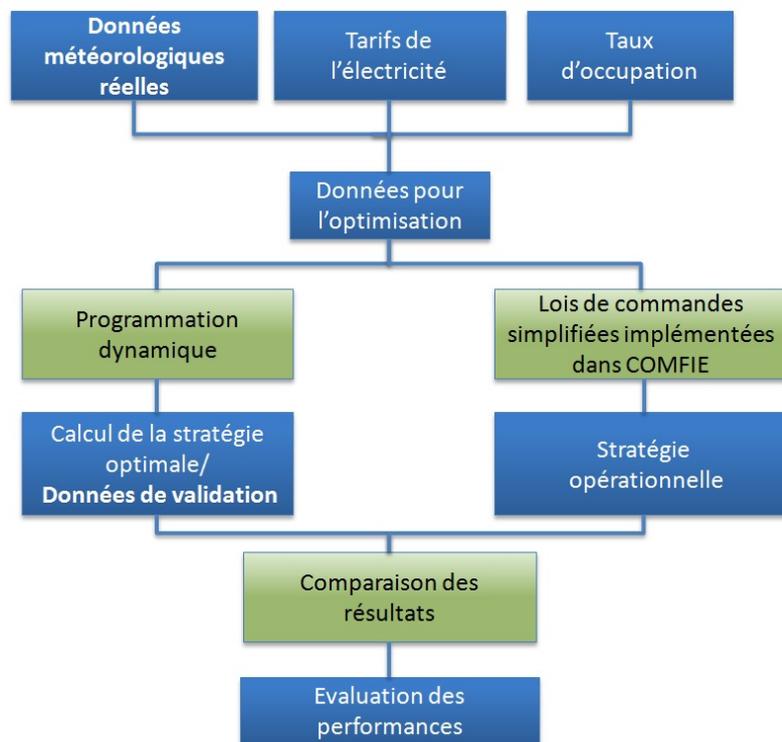


Figure 53 : Evaluation de la fiabilité des modèles heuristiques

3.2.3 Variables explicatives

L'objectif étant de développer un système de contrôle reposant sur des lois de commande simplifiées, seules des variables explicatives facilement mesurables dans le bâtiment sont utilisées par les modèles de régression Bêta. Ainsi pour déterminer la puissance de chauffage P au temps $t + \Delta t$ (Δt représentant le pas de temps, une heure dans notre cas d'application), nous considérons :

- la prévision de la température extérieure T_{ext} aux temps $t + \Delta t$, $t + 3\Delta t$ et $t + 6\Delta t$;
- la prévision du rayonnement solaire global horizontal G_h aux temps $t + \Delta t$, $t + 3\Delta t$ et $t + 6\Delta t$;
- le tarif de l'électricité C_{elec} aux temps $t + \Delta t$, $t + 3\Delta t$ et $t + 6\Delta t$;
- la température minimale acceptable dans les locaux à chauffer (zone thermique) T_{min} aux temps $t + \Delta t$, $t + 3\Delta t$ et $t + 6\Delta t$;
- la température de la zone T_{zone} aux temps t , $t - \Delta t$, $t - 3\Delta t$, $t - 6\Delta t$, $t - 12\Delta t$ et $t - 24\Delta t$;
- la puissance de chauffage utilisée aux temps t , $t - \Delta t$, $t - 3\Delta t$, $t - 6\Delta t$, $t - 12\Delta t$ et $t - 24\Delta t$.

L'utilisation des variables explicatives à différents pas de temps permet d'une part d'anticiper les évolutions météorologiques, les tarifs de l'électricité ainsi qu'un changement éventuel de la température minimale autorisée, et d'autre part de conserver en mémoire l'état du bâtiment et les puissances de chauffage précédemment calculées.

L'estimation des paramètres de la combinaison linéaire des variables explicatives est réalisée par maximum de vraisemblance. Cependant, certaines valeurs de ces paramètres ne diffèrent pas statistiquement de zéro de manière significative, amenant à ne pas considérer dans la régression la variable explicative associée. Ainsi, le modèle de régression Bêta finalement identifié peut conserver un nombre de variables explicatives inférieur au nombre initial (21 variables explicatives considérées au départ). Cette estimation des valeurs des paramètres se fait selon une procédure d'élimination progressive (« *Backward Elimination* ») consistant à éliminer de proche en proche (c'est-à-dire en ré-estimant la combinaison linéaire après chaque élimination) les variables explicatives non significatives statistiquement. Par exemple dans notre cas d'application, la température minimale T_{min} étant fixée à 19°C pendant toute la période de l'étude, les variables explicatives correspondantes ne sont pas utilisées.

3.2.4 Modèles développés

Cinq modèles de régression Bêta ont été développés, chacun utilisant tout ou partie des données d'entraînement (Tableau 16). Les données d'entraînement ont été divisées en trois groupes : les données d'entraînement « heures creuses » $DE_{heures\ creuses}$, les données d'entraînement « heures pleines » $DE_{heures\ pleines}$ et les données d'entraînement « heures de pointe » $DE_{heures\ pointe}$.

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

Par exemple, toutes les données d'entraînement ont été utilisées pour identifier le modèle de régression BETA_1, alors que seules les données d'entraînement correspondant aux heures creuses l'ont été pour le modèle de régression BETA_3.

Pour s'assurer de l'effacement de la puissance de chauffage au temps $t + \Delta t$ durant les heures de pointe ou les heures pleines, cette puissance a été fixée à 0 W dans les cas suivants :

- pendant les heures de pointe pour les modèles de régression BETA_2, BETA_3, BETA_4 et BETA_5,
- pendant les heures pleines pour les modèles de régression BETA_3 et BETA_5.

Tableau 16 : Données d'entraînement

	Heures creuses	Heures pleines	Heures de pointe
BETA_1	$DE_{heures\ creuses}$	$DE_{heures\ pleines}$	$DE_{heures\ pointe}$
BETA_2	$DE_{heures\ creuses}$	$DE_{heures\ pleines}$	$P = 0$
BETA_3	$DE_{heures\ creuses}$	$P = 0$	$P = 0$
BETA_4	$DE_{heures\ creuses}$	$DE_{heures\ pleines}$	$DE_{heures\ pointe},$ $P = 0$
BETA_5	$DE_{heures\ creuses}$	$DE_{heures\ pleines},$ $P = 0$	$DE_{heures\ pointe},$ $P = 0$

Ainsi, les modèles BETA_3 et BETA_5 sont différents car ils n'utilisent pas les mêmes données d'entraînement. En effet, le modèle BETA_3 est entraîné seulement sur les données d'entraînement correspondant aux heures creuses alors que le modèle BETA_5 utilise l'ensemble des données d'entraînement. Cependant, lors de l'implémentation, la puissance de chauffage au temps $t + \Delta t$ est fixée à 0 W lors des heures pleines et de pointe pour les deux modèles. La même logique peut être appliquée pour les modèles BETA_2 et BETA_4.

3.2.5 Critères d'évaluation des résultats

Des critères objectifs doivent être utilisés pour évaluer la qualité de prédiction des lois de commande simplifiées. Nous avons ainsi considéré les indicateurs suivants :

- la puissance moyenne calculée ;
- le coût cumulé ;
- le pourcentage d'heures de pointe effacées ;
- le pourcentage d'heures pleines effacées ;
- les taux d'inconfort :
 - TI_{min} : durée (en %) où $T_{zone}(t) \leq T_{min}$;

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

- TI_{max} : durée (en %) où $T_{zone}(t) \geq T_{max}$;
- le nombre de fois où la vitesse de variation entre deux pas de temps de la température de zone est supérieure à la vitesse maximale de variation autorisée (N_{var_max}).

Enfin, dans l'objectif d'évaluer la fiabilité des modèles heuristiques, le biais moyen MBE entre les puissances de chauffage calculées par la programmation dynamique et les lois de commandes simplifiées est également utilisé.

4. RÉSULTATS

4.1 Données météorologiques

Les données météorologiques utilisées pour l'identification des modèles heuristiques correspondent aux données de type TMY de la ville de Chambéry. Ainsi, les modèles de régression (et par conséquent les lois de commande simplifiées) sont identifiés sur des données climatiques représentant les conditions météorologiques typiques de la zone considérée. Concernant les données météorologiques utilisées pour évaluer la fiabilité des modèles heuristiques identifiés, elles correspondent à des données mesurées à l'aéroport du Bourget-du-Lac (ville voisine de Chambéry) situé à 300 mètres du bâtiment. Dans notre cas d'application, nous considérons un mois (31 jours) de données mesurées allant du 15 janvier 2012 au 14 février 2012 (l'horizon d'optimisation est alors également fixé à 31 jours pour la programmation dynamique). Grâce à ces données météorologiques mesurées, il est possible d'évaluer la performance des lois de commande simplifiées en conditions réelles. Les caractéristiques générales des données météorologiques sont résumées dans le Tableau 17.

Tableau 17 : Données météorologiques

	Données météorologiques d'entraînement	Données météorologiques de validation
Température minimale (°C)	-9,10	-14
Température moyenne (°C)	1,44	-0,22
Température maximale (°C)	11,50	11,33
Rayonnement global horizontal moyen (W/m ²)	58	60
Rayonnement global horizontal maximal (W/m ²)	486	569

4.2 Influence des données d'entraînement sur les régressions Bêta

Les cinq modèles de régression Bêta ont été identifiés et implémentés dans la plateforme de simulation COMFIE. L'Annexe D rassemble les résultats de l'identification de ces cinq modèles (à savoir les variables explicatives conservées ainsi que l'estimation des paramètres de la combinaison linéaire des variables explicatives). Les résultats obtenus par les modèles de régression Bêta sur les données de validation sont indiqués dans le Tableau 18. Les résultats de référence obtenus par la programmation dynamique (données de validation) sont présentés dans la colonne PD.

Tableau 18 : Résultats des modèles de régression Bêta

	BETA_1	BETA_2	BETA_3	BETA_4	BETA_5	PD
Puissance moyenne (W)	2719	1482	1027	2693	1869	980
Coût cumulé (€)	273	116	66	211	120	65
Heures de pointe effacées (%)	0	100	100	100	100	100
Heures pleines effacées (%)	0	0	100	0	100	88
TI_{min} (%)	0	0	13	0	0	0
TI_{max} (%)	99	47	0	98	85	0
T_{min}/T_{max}	21,8/40,3	21,4/27,6	18,6/23	21,5/40,1	19,6/32,6	19/23,4
N_{var_max}	1	19	23	26	62	0
MBE (%)	-178	-51	-5	-175	-91	-

Les résultats obtenus par les modèles BETA_1, BETA_2 et la programmation dynamique lors de la quatrième semaine sont présentés dans la Figure 54 . On peut clairement observer que les modèles BETA_1 et BETA_2 ne suivent pas le comportement de la programmation dynamique. Par exemple, on peut constater que le modèle BETA_1 présente un taux d'inconfort TI_{max} très élevé (99 %), et une température maximale T_{max} de 40,3°C. De plus son coût cumulé est quatre fois supérieur à celui de la programmation dynamique (273 € et 65 € respectivement). Les remarques sont les mêmes pour le modèle BETA_2. En effet, il présente un coût cumulé important (116 €) et un taux d'inconfort TI_{max} non négligeable avec une température maximale atteinte de 27,6°C. Par conséquent, les modèles BETA_1 et BETA_2 ne sont pas retenus comme candidats pour des systèmes de contrôle simplifiés.

La Figure 55 montre également que les résultats obtenus par les modèles BETA_4 et BETA_5 sont très différents de ceux de la programmation dynamique. Par exemple, les modèles BETA_4 et BETA_5

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

ont des coûts cumulés significatifs (211 € et 120 € respectivement) et une puissance de chauffage moyenne importante (2693 W et 1869 W respectivement). De plus, les taux d'inconfort TI_{max} compris entre 85 % et 98 % sont extrêmement élevés. En conséquence, les modèles BETA_4 et BETA_5 ne sont pas retenus comme candidats pour des lois de commandes simplifiées.

Finalement, on peut noter le comportement intéressant du modèle BETA_3 (Figure 56). Tout d'abord, de par sa construction, il permet d'effacer 100 % des heures de pointe et pleines. De plus, son coût cumulé et sa puissance moyenne sont proches de ceux de la programmation dynamique (66 € et 1027 W à comparer à 65 € et 980 W pour la programmation dynamique). Ensuite, il présente un biais moyen raisonnable de -5 %. L'ensemble des résultats des modèles de régression Bêta pour les autres semaines se trouve dans l'Annexe E. Enfin, ce modèle ne repose que sur l'utilisation de quatre variables explicatives, à savoir $T_{ext}(t + 6\Delta t)$, $G_h(t + 6\Delta t)$, $T_{zone}(t)$ et $P(t)$. Il est intéressant de noter que l'horizon de prévision de la température et du rayonnement est le même ($6\Delta t$).

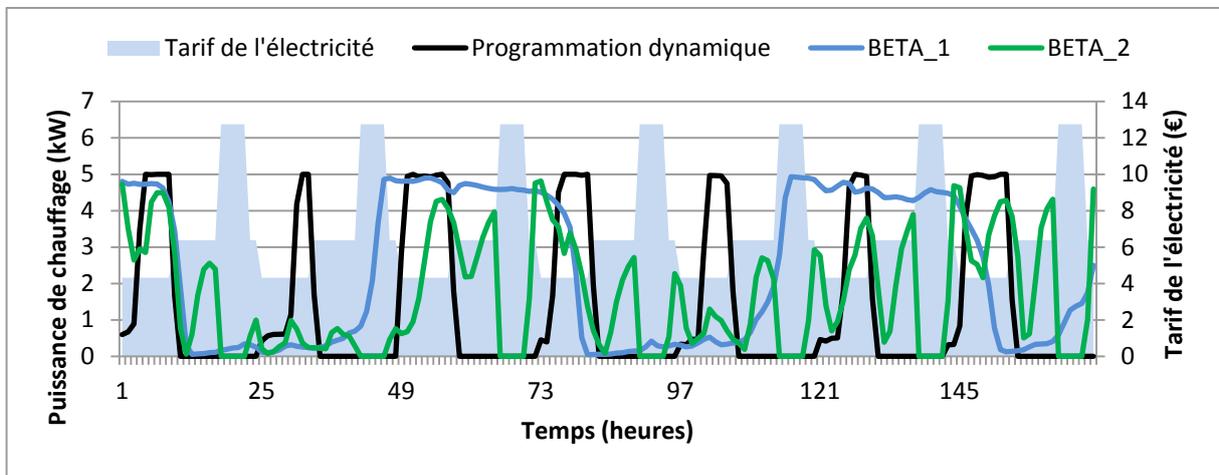


Figure 54 : Puissances de chauffage calculées par la programmation dynamique, BETA_1 et BETA_2 (quatrième semaine)

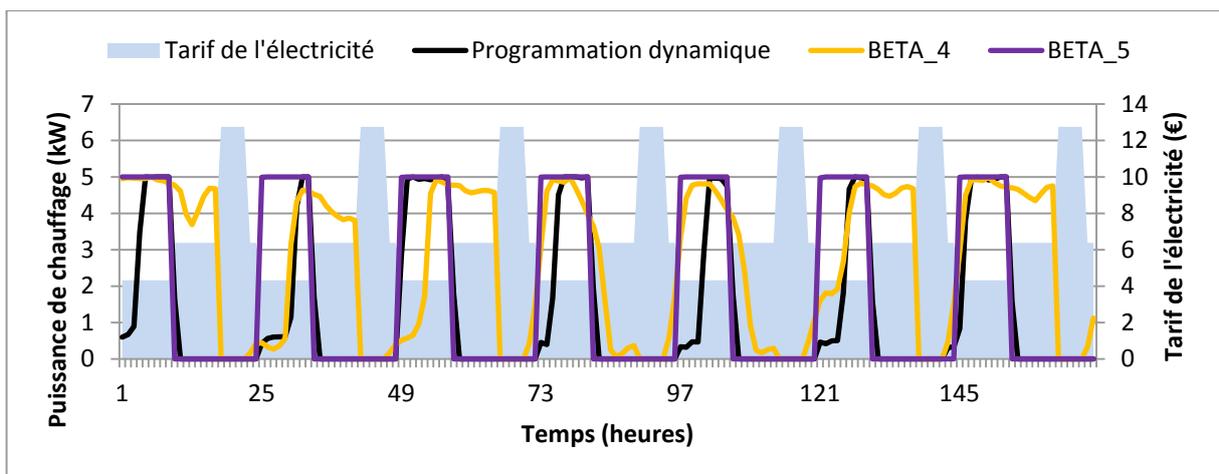


Figure 55 : Puissances de chauffage calculées par la programmation dynamique, BETA_4 et BETA_5 (quatrième semaine)

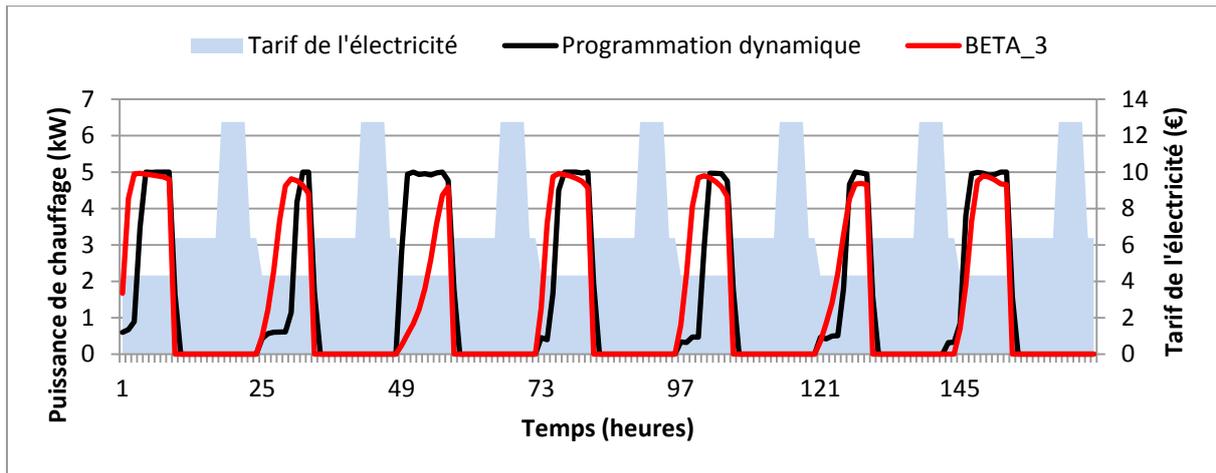


Figure 56 : Puissances de chauffage calculées par la programmation dynamique et BETA_3 (quatrième semaine)

Le modèle BETA_3 présente donc un comportement satisfaisant et semble être un bon candidat pour être utilisé comme un système de contrôle simplifié. Cependant, à plusieurs occasions, il ne respecte pas les contraintes de température. En effet, il présente un taux d'inconfort TI_{min} de 13 % avec un écart moyen de 0,1°C. Ainsi en moyenne, pendant 13 % du temps, le modèle chauffe à 18,9°C au lieu de 19°C (avec une température minimale atteinte T_{min} de 18,6°C). De plus, la vitesse maximale de variation de la température entre deux pas de temps n'est pas respectée à 23 occasions. Cependant, ce non respect apparaît à chaque fois lors de la transition entre les heures creuses et les heures pleines (9h), c'est-à-dire lorsque le bâtiment n'est pas occupé (sauf pendant le week-end). Il s'agit donc d'un non-respect acceptable de la contrainte de variation de température.

Pour améliorer le comportement du modèle BETA_3 et respecter la contrainte de température minimale de confort, un contrôleur qui est activé dès que la température de la zone ne respecte pas les contraintes de confort peut être mis en place.

4.3 Utilisation d'un contrôleur

Un contrôleur *on-off* idéal est considéré dans notre cas d'étude. Il est appliqué pendant les heures pleines et de pointe lorsque le modèle BETA_3 ne fonctionne pas. Sa loi de contrôle varie entre la puissance minimale de chauffage P_{min} (0 W) et la puissance maximale de chauffage P_{max} (5000 W). Plus précisément, le contrôleur *on-off* idéal est activé dès que la température intérieure est inférieure à $19^\circ\text{C} - \varepsilon$ et désactivé lorsque cette dernière est supérieure à $19^\circ\text{C} + \varepsilon$ (l'objectif étant de respecter la température de consigne de 19°C). Ainsi, en supposant que ε tend vers 0, la bande morte du contrôleur *on-off* ($\pm\varepsilon$) tend également vers 0. Ce contrôleur permet ainsi de calculer la puissance de chauffage exacte $P_{idéal}$ pour atteindre 19°C . En pratique, le modèle BETA_3 calcule la puissance de chauffage toutes les heures alors que le contrôleur agit sur des pas de temps beaucoup plus courts. L'utilisation de ce contrôleur *on-off* idéal en simulation numérique permet alors de s'affranchir de ces contraintes et d'évaluer les performances maximales (théoriques) atteintes par le modèle BETA_3 + contrôleur.

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

La loi de contrôle considérée est la suivante :

- pendant les heures creuses

$$P(t + \Delta t) = \begin{cases} \text{BETA_3} & T_{zone}(t) \leq T_{max} \\ 0 & T_{zone}(t) > T_{max} \end{cases} \quad (4.16)$$

- pendant les heures pleines et de pointe

$$P(t + \Delta t) = \begin{cases} P_{idéal} & \text{si } T_{zone}(t) < 19^\circ\text{C} - \varepsilon \\ 0 & \text{si } T_{zone}(t) \geq 19^\circ\text{C} + \varepsilon \end{cases} \quad \varepsilon \rightarrow 0 \quad (4.17)$$

Les résultats obtenus sont résumés dans le Tableau 19 où l'on peut remarquer le comportement intéressant du modèle BETA_3 + contrôleur. Tout d'abord, grâce au contrôleur on-off idéal, le modèle BETA_3 + contrôleur respecte les températures de contraintes (la température minimale atteinte étant 19°C). La mise en place du contrôleur n'engendre pas de changement concernant le non-respect de la vitesse maximale de variation de la température. Il entraîne une légère dégradation concernant l'effacement des heures pleines et de pointe. Par exemple, le modèle BETA_3 + contrôleur efface 84 % des heures de pointe à comparer aux 100 % du modèle BETA_3 et de la programmation dynamique. De même, 81 % des heures pleines sont effacées, à comparer aux 100 % pour le modèle BETA_3 et aux 88 % de la programmation dynamique. Cependant, cette dégradation est limitée. En effet, la puissance moyenne utilisée lors des heures de pointe non effacées par le modèle BETA_3 + contrôleur est de 134 W alors que celle utilisée lors des heures pleines non effacées est de 159 W. Enfin, le modèle BETA_3 + contrôleur présente un coût cumulé (67 €) et une puissance moyenne proche (1028 W) proches du modèle BETA_3 et des résultats de la programmation dynamique.

Tableau 19 : Résultats du modèle de régression BETA_3 + contrôleur

	BETA_3	BETA_3 + contrôleur	PD
Puissance moyenne (W)	1027	1028	980
Coût cumulé (€)	66	67	65
Heures de pointe effacées (%)	100	84	100
Heures pleines effacées (%)	100	81	88
TI_{min} (%)	13	0	0
TI_{max} (%)	0	0	0
T_{min}/T_{max}	18,6/23	19/23,1	19/23,4
N_{var_max}	23	23	0
MBE (%)	-5	-5	-

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

Par conséquent, l'utilisation d'un contrôleur *on-off* idéal permet d'améliorer le comportement du modèle BETA_3 et de respecter les contraintes de température. Le comportement du modèle BETA_3 avec ou sans contrôleur lors de la quatrième semaine est représenté dans la Figure 57. Leurs courbes sont quasiment confondues à l'exception de l'activation du contrôleur lors des heures pleines ou de pointe pour s'assurer du maintien de la température intérieure à 19°C. L'ensemble des résultats pour les autres semaines se trouvent dans l'Annexe E.

Le modèle BETA_3 + contrôleur présente donc un comportement satisfaisant pour être utilisé comme une loi de commande simplifiée. Pour valider son comportement, il peut être intéressant de comparer ses résultats à ceux d'une loi purement heuristique.

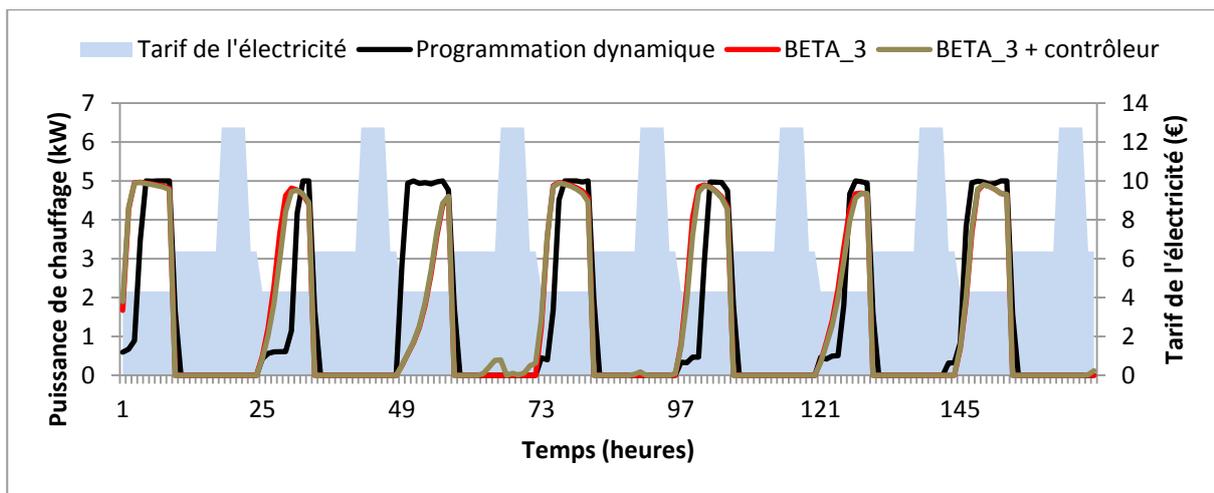


Figure 57 : Puissances de chauffage calculées par la programmation dynamique, BETA_3 et BETA_3 + contrôleur (quatrième semaine)

4.4 Comparaison à une loi de commande classique

Le développement du modèle BETA_3 a nécessité un effort de développement non négligeable. Pour valider son intérêt, une comparaison avec une loi heuristique pure est nécessaire.

Les résultats du §4.2 ont démontré que le modèle imposant une puissance de chauffage nulle pendant les heures pleines et de pointe obtenait les meilleurs résultats. Cependant, ce constat aurait pu être supposé de manière intuitive. Ainsi, il est intéressant de comparer les résultats du modèle BETA_3 avec ceux d'une loi de commande classique ne chauffant que pendant les heures creuses. L'avantage d'anticipation du modèle BETA_3 (c'est-à-dire savoir à quel moment surchauffer le bâtiment pour stocker l'énergie) peut alors être évalué par rapport à cette loi de commande classique.

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

La loi heuristique considérée est la suivante :

- pendant les heures creuses, on chauffe pour atteindre la température maximale T_{max} et stocker la chaleur (l'objectif étant de ne pas chauffer pendant les heures pleines et de pointe) ;
- pendant les heures pleines et de pointe, on chauffe si besoin pour maintenir la température minimale T_{min} .

Le Tableau 20 rassemble les résultats obtenus. On peut tout t'abord constater que la loi purement heuristique permet d'effacer toutes les heures pleines et de pointe (contrairement au modèle BETA_3 + contrôleur et à la programmation dynamique). Cependant, elle présente un coût cumulé bien supérieur à celui du modèle BETA_3 + contrôleur (84 € et 67 € respectivement). Le constat est le même pour la puissance moyenne de chauffage utilisée (1307 W et 1028 W respectivement). Enfin, le biais moyen de -33 % est important comparé à celui du modèle BETA_3 + contrôleur (-5 %).

Tableau 20 : Résultats du contrôleur heuristique

	BETA_3 + contrôleur	Heuristique	PD
Puissance moyenne (W)	1028	1307	980
Coût cumulé (€)	67	84	65
Heures de pointe effacées (%)	84	100	100
Heures pleines effacées (%)	81	100	88
TI_{min} (%)	0	0	0
TI_{max} (%)	0	0	0
T_{min}/T_{max}	19/23,1	19,6/24	19/23,4
N_{var_max}	23	31	0
MBE (%)	-5	-33	-

Les comportements de la loi purement heuristique, du modèle BETA_3 + contrôleur et de la programmation dynamique sont présentés dans la Figure 58. L'ensemble des résultats pour les autres semaines se trouvent dans l'Annexe E.

Par conséquent, le modèle BETA_3 + contrôleur utilisé comme loi de commande simplifiée présente de meilleures performances pour optimiser le coût de la consommation de chauffage (avec un tarif de l'électricité variable) que la loi purement heuristique.

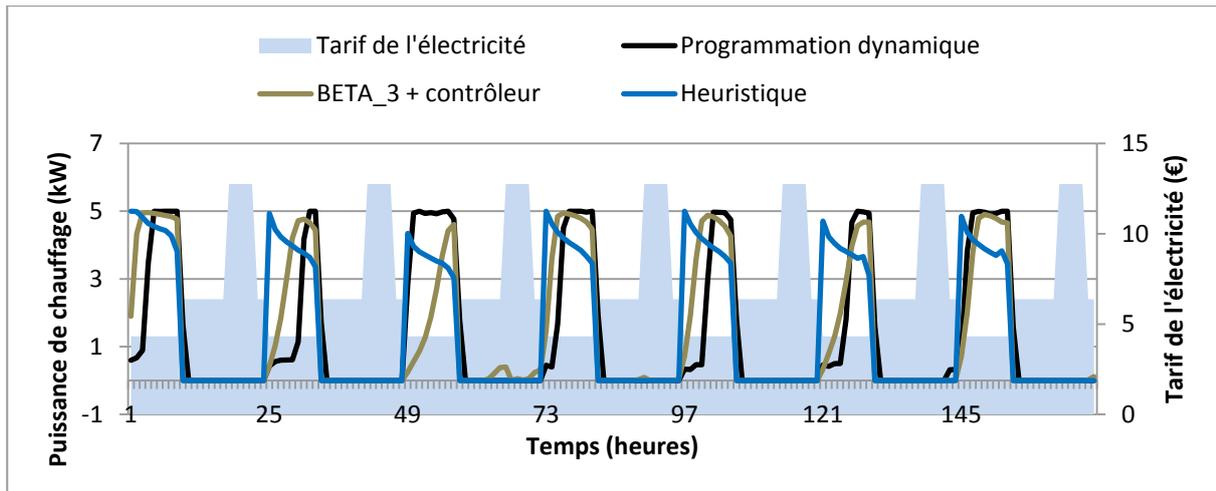


Figure 58 : Puissances de chauffage calculées par la loi purement heuristique, la programmation dynamique, et BETA_3 + contrôleur (quatrième semaine)

5. INFLUENCE DE LA PRÉVISION MÉTÉOROLOGIQUE SUR LA LOI HEURISTIQUE IDENTIFIÉE

Il est intéressant d'évaluer l'influence des erreurs de prévision météorologique sur la régulation obtenue par la loi heuristique identifiée (modèle BETA_3 + contrôleur). En effet, cette étude est indispensable pour juger de la robustesse de la loi de commande.

5.1 Modèle de prévision météorologique

Le modèle de prévision météorologique utilisé est celui présenté dans le chapitre 2. Pour rappel, les prévisions de température sont réalisées par un modèle de type ARMA qui modélise l'écart de température entre une station où nous disposons des prévisions de Météo France et le lieu où est situé le bâtiment étudié où l'on souhaite prédire la température. Les prévisions du rayonnement sont quant à elles réalisées par la prévision régionale.

5.1.1 Données météorologiques utilisées

Ne disposant pas de données météorologiques réelles sur la même année pour deux stations voisines du lieu d'étude (Chambéry), nous avons choisi d'utiliser les résultats obtenus au chapitre 2 (et en particulier les erreurs de prévisions) où les stations météorologiques de Paris et d'Orly sur l'année 2013 ont été considérées. On peut supposer que l'utilisation de données météorologiques de la région parisienne (au lieu de la région de Chambéry) peut amener à une majoration de l'erreur en raison de la présence d'un îlot de chaleur.

5.1.2 Développement des modèles

Dans notre cas d'application, nous souhaitons évaluer l'impact des erreurs de prévision météorologique sur le modèle BETA_3 + contrôleur. Ce modèle repose sur l'utilisation de quatre variables explicatives :

- la température extérieure au temps $t + 6\Delta t$, $T_{ext}(t + 6\Delta t)$;
- le rayonnement solaire global horizontal au temps $t + 6\Delta t$, $G_h(t + 6\Delta t)$;
- la température de zone au temps t , $T_{zone}(t)$;
- la puissance de chauffage utilisée au temps t , $P(t)$.

Par conséquent, nous allons nous concentrer sur les erreurs de prévision faites à $t + 6\Delta t$ par le modèle de prévision météorologique aussi bien pour la température extérieure que pour le rayonnement solaire global horizontal sur la période du 15/01/2013 au 14/02/2013.

5.1.2.1 Modélisation de la température

La méthodologie définie au chapitre 2 a été appliquée et les résultats de la prévision à $t + 6\Delta t$ sont présentés dans le Tableau 21 . Ils correspondent à la moyenne de l'indicateur MBE (erreur entre la prévision et la mesure) ainsi qu'à son écart-type sur 720 prévisions réalisées (30 jours \times 24 heures). On peut constater que les prévisions réalisées à $t + 6\Delta t$ ne sont pas biaisées.

Tableau 21 : Résultats de la prévision de la température (période du 15/01/2013 au 14/02/2013)

Prévision de la température (°C)	MBE ($t + 6\Delta t$)
Moyenne	0,02
Écart-type	1,1

5.1.2.2 Modélisation du rayonnement

Les résultats de la prévision à $t + 6\Delta t$ du rayonnement sont présentés dans le Tableau 22. Il s'agit de la moyenne de l'indicateur MBE (erreur entre la prévision et la mesure) ainsi que de l'écart type sur 300 prévisions réalisées (30 jours \times 10 heures) sur les heures diurnes (de 8h à 17h).

Tableau 22 : Résultats de la prévision du rayonnement (période du 15/01/2013 au 14/02/2013)

Prévision rayonnement (W/m ²)	MBE ($t + 6\Delta t$)
Moyenne	-0,38
Écart-type	17,35

5.2 Impact sur les lois heuristiques

5.2.1 Mise en place des données météorologiques

Une approche simplifiée pour évaluer l'impact des erreurs de prévision sur la loi heuristique a été mise en place. Pour cela, nous utilisons la moyenne des erreurs de prévision faites par le modèle de prévision ainsi que l'écart-type des erreurs de prévision. Trois études de cas sont réalisées.

Tout d'abord, dans l'objectif d'évaluer l'impact moyen des erreurs de prévision, les variables climatiques à prévoir à $t + 6\Delta t$ sont modifiées en y ajoutant les erreurs moyennes de prévision faites par le modèle de prévision. Ainsi, la température extérieure et le rayonnement solaire global horizontal au temps $t + 6\Delta t$ sont modifiés comme suit :

$$T_{ext}(t + 6\Delta t) = T_{ext}(t + 6\Delta t)_{mesurée} + 0,02^{\circ}C \quad (4.18)$$

et

$$G_h(t + 6\Delta t) = \max(G_h(t + 6\Delta t)_{mesurée} - 0,38 W/m^2 ; 0) \quad (4.19)$$

Ensuite, dans le but de majorer l'impact des erreurs de prévision, les variables climatiques à prévoir à $t + 6\Delta t$ sont modifiées en y ajoutant deux fois l'écart-type des erreurs de prévision. Ainsi, lorsque le modèle de prévision a tendance à surestimer les variables climatiques au temps $t + 6\Delta t$, les prévisions sont modifiées comme suit :

$$T_{ext}(t + 6\Delta t) = T_{ext}(t + 6\Delta t)_{mesurée} + 2 \times 1.1^{\circ}C \quad (4.20)$$

et

$$G_h(t + 6\Delta t) = \max(G_h(t + 6\Delta t)_{mesurée} + 2 \times 17,35 W/m^2 ; 0) \quad (4.21)$$

Enfin, dans le cas d'une sous-estimation, où les variables climatiques sont modifiées en soustrayant deux fois l'écart-type des erreurs de prévisions, on aura :

$$T_{ext}(t + 6\Delta t) = T_{ext}(t + 6\Delta t)_{mesurée} - 2 \times 1.1^{\circ}C \quad (4.22)$$

et

$$G_h(t + 6\Delta t) = \max(G_h(t + 6\Delta t)_{mesurée} - 2 \times 17,35 W/m^2 ; 0) \quad (4.23)$$

Il s'agit d'une majoration importante permettant de se placer dans un cas défavorable concernant les erreurs de prévision.

L'utilisation de données météorologiques de la région parisienne (au lieu de la région de Chambéry) peut également amener à une majoration de l'erreur. En effet, contrairement à la région de Chambéry, la région parisienne présente un îlot de chaleur important et potentiellement plus difficile à modéliser.

5.2.2 Comparaisons des régulations selon les données climatiques utilisées

Suite à la mise en place des données météorologiques, trois optimisations ont été réalisées : une première en considérant une erreur moyenne sur les prévisions météorologiques, une deuxième en ajoutant deux fois l'écart-type des erreurs de prévision et une troisième en soustrayant deux fois l'écart-type des erreurs de prévision. Les résultats obtenus sont résumés dans le Tableau 23. Les erreurs moyennes de prévision du modèle de prévision météorologique pour la température et le rayonnement étant très faibles (+0,02°C et -0,38 W/m² respectivement), leur impact est négligeable sur la régulation calculée par la loi heuristique comme le montrent les résultats.

Tableau 23 : Influence de la prévision de la météorologie sur la loi heuristique identifiée

	BETA_3 + contrôleur	BETA_3 + contrôleur / erreur (moyenne)	BETA_3 + contrôleur / erreur (+2σ)	BETA_3 + contrôleur / erreur (-2σ)
Puissance moyenne (W)	1028	1028	1020	1036
Coût cumulé (€)	67,05	67,05	67,15	67,14
Heures de pointe effacées (%)	84	84	79	92
Heures pleines effacées (%)	81	81	74	86
TI_{min} (%)	0	0	0	0
TI_{max} (%)	0	0	0	0
T_{min}/T_{max}	19/23,1	19/23,1	19/23	19/23,1
$N_{var_{max}}$	23	23	22	23
MBE (%)	-5	-5	-4	-6

On peut également constater la robustesse de la loi heuristique lorsque la variable climatique à prédire à $t + 6\Delta t$ est modifiée en y ajoutant (ou soustrayant) deux fois l'écart-type des erreurs de prévision. Par exemple, dans le cas où le modèle de prévision a tendance à surestimer les variables climatiques (ajout de deux fois l'écart-type), on remarque une diminution de la puissance moyenne utilisée (1020 W), donc une réduction des apports de chaleur dans le bâtiment, entraînant une diminution des heures pleines et de pointe effacées (74 % et 79 % respectivement). On peut faire le constat inverse dans le cas où le modèle de prévision sous-estime les variables climatiques (soustraction de deux fois l'écart-type). On note ainsi une augmentation de la puissance moyenne utilisée entraînant une augmentation des heures pleines et de pointe effacées. En effet, l'augmentation de la puissance

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

moyenne amène à une augmentation des apports de chaleurs et donc à une utilisation moindre du contrôleur pour assurer le respect des contraintes. Dans les deux cas, on peut remarquer une augmentation du coût très faible. Ces variations sont cependant minimes par rapport à la régulation calculée avec les prévisions météorologiques parfaites montrant ainsi la robustesse de la loi heuristique BETA_3 + contrôleur.

Le comportement du modèle BETA_3 + contrôleur par rapport aux erreurs de prévision météorologique est présenté dans la Figure 59. L'ensemble des résultats pour les autres semaines se trouvent dans l'Annexe E. On peut ainsi noter que les puissances calculées sont assez similaires.

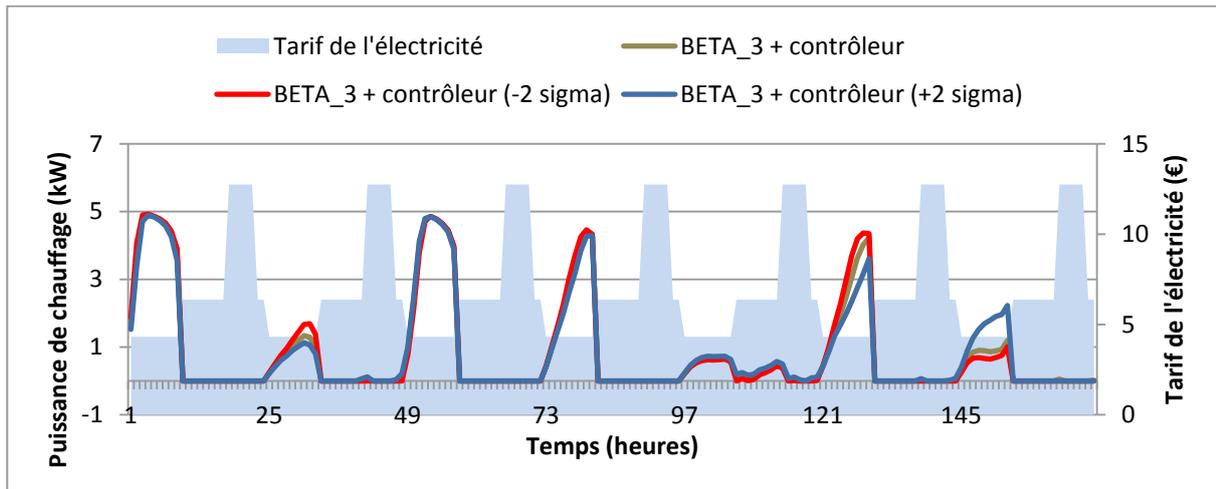


Figure 59 : Puissances de chauffage calculées par BETA_3 + contrôleur, BETA_3 + contrôleur (-2 sigma) et BETA_3 + contrôleur (+2 sigma) (première semaine)

Les évolutions de la température de zone sont présentées dans la Figure 60. L'ensemble des résultats pour les autres semaines se trouvent dans l'Annexe E. Comme attendu, la température de zone aura tendance d'une part à être légèrement supérieure lorsque le modèle de prévision sous-estime les variables climatiques (la loi heuristique calcule alors une puissance de chauffage plus importante) et d'autre part légèrement inférieure lorsque le modèle de prévision surestime les variables climatiques (la loi heuristique calcule alors une puissance de chauffage plus faible). Cependant, les différences sont très faibles.

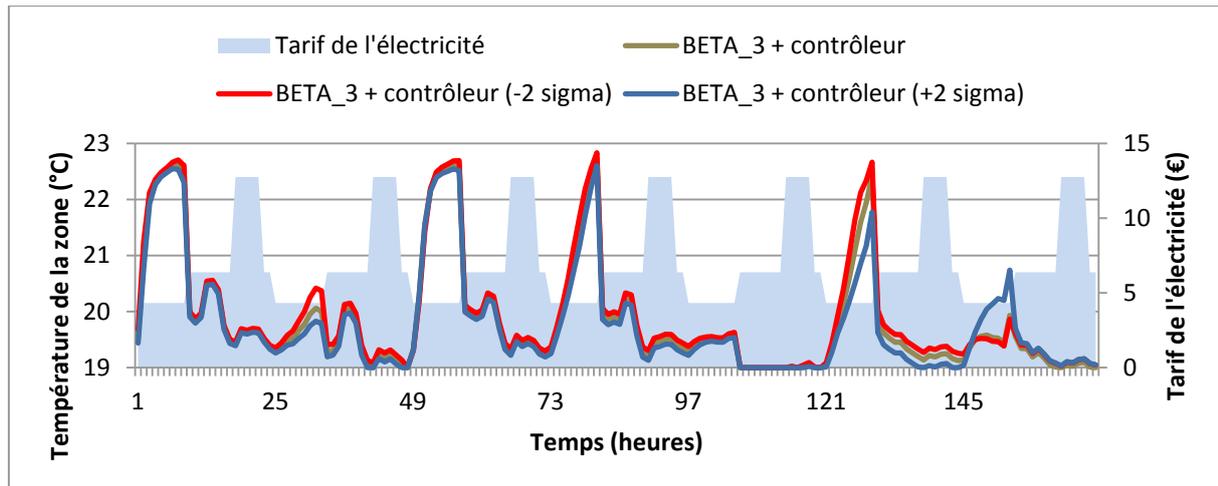


Figure 60 : Températures de zone correspondant aux régulations calculées par les modèles BETA_3 + contrôleur, BETA_3 + contrôleur (-2 sigma) et BETA_3 + contrôleur (+2 sigma) (première semaine)

La robustesse de la loi heuristique BETA_3 + contrôleur peut s'expliquer de plusieurs manières. D'un point de vue mathématique, on peut analyser la construction de la loi heuristique. On constate tout d'abord qu'elle présente une constante impliquant que la loi heuristique aura toujours tendance à chauffer pendant les heures creuses. La puissance de chauffage associée est alors pondérée selon les valeurs des variables explicatives. En analysant les valeurs des paramètres de la régression linéaire des variables explicatives, on peut constater que la variable explicative influençant le plus la puissance de chauffage au temps $t + \Delta t$ est la température de zone au temps t avec un paramètre associé qui est 10^2 (respectivement 10^4) fois plus grand que celui de la température extérieure au temps $t + 6\Delta t$ (respectivement le rayonnement solaire global horizontal au temps $t + 6\Delta t$). La puissance de chauffage au temps $t + \Delta t$ est donc d'une part majoritairement commandée par la température intérieure au temps t et d'autre part moins sensible à une erreur de prévision sur les variables explicatives météorologiques. D'un point de vue physique, la régulation calculée par la loi heuristique pour réaliser l'effacement s'applique à un bâtiment très bien isolé, donc moins sensible à la température extérieure. La forte inertie du bâtiment a alors tendance à lisser la courbe d'évolution de la température intérieure (correspondant à la variable explicative la plus influente) et donc limite l'impact des erreurs de prévision météorologique. Il n'en serait pas de même pour un bâtiment moins isolé nécessitant sûrement des prévisions météorologiques plus précises. Enfin, l'utilisation d'un chauffage électrique est un atout car il permet d'être très réactif en cas d'erreur importante sur les prévisions.

6. CONCLUSION DU CHAPITRE

L'objectif de ce chapitre était de développer des approches basées sur l'optimisation destinées à être « embarquées » dans des solutions et des outils de gestion de flux énergétiques classiques. Plus précisément, nous nous sommes intéressés à l'élaboration de lois de type heuristique à partir de la stratégie optimale calculée par la programmation dynamique.

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

La programmation dynamique a été utilisée pour étudier l'effacement de la consommation électrique de pointe dans les bâtiments performants énergétiquement. Étant donné ses temps de calculs importants et la difficulté de l'intégrer dans des outils de gestion énergétique, une méthode d'approximation a été mise en œuvre (optimisation hors-ligne). Une technique statistique (la régression Bêta) a été introduite permettant l'élaboration de lois heuristiques (lois de commande simplifiées) à partir des résultats de la programmation dynamique. Cette méthode permet de modéliser la relation existant entre des variables explicatives et une variable de réponse.

Les résultats ont montré que les modèles de régression Bêta sont capables d'imiter le comportement général des stratégies issues de la programmation dynamique, avec un temps de calcul très faible et un dépassement des contraintes de température limité. Pour améliorer le comportement de ces modèles de régression, un contrôleur *on-off* idéal a été utilisé, qui s'active dès que la température de la zone ne respecte pas les contraintes. Les résultats ont montré que le modèle de régression Bêta associé à un contrôleur *on-off* idéal permet de respecter les contraintes de température tout en conservant la majorité de l'effacement en heures pleines et de pointe. Une vérification a posteriori a également été réalisée concernant le respect de la contrainte de vitesse maximale de variation de la température. Cette dernière n'est pas respectée à tous les pas de temps. Cependant, ce non-respect a lieu majoritairement lorsque le bâtiment n'est pas occupé, limitant son impact. Une comparaison avec une loi purement heuristique a permis ensuite d'établir l'intérêt de la méthode. Enfin, une étude de l'influence des erreurs de prévision météorologique sur la loi heuristique développée a démontré la robustesse de cette dernière.

En conclusion, l'utilisation de lois heuristiques, identifiées à partir des résultats d'une optimisation exacte, s'avère pertinente d'autant plus que la formulation mathématique simple du modèle de régression Bêta permet d'envisager de l'implémenter dans des systèmes de commande de bâtiment en temps réel. De plus, son coût en temps de calcul (sur un ordinateur de bureau) est 150 fois inférieur à celui de la programmation dynamique pour calculer la loi de commande de chauffage sur un mois. Enfin, elles peuvent être embarquées dans des systèmes de régulation classique. En perspective, cette méthode peut être étendue au cas des bâtiments multizones en considérant des variables explicatives spécifiques aux différentes zones.

Cependant, l'utilisation des lois heuristiques (et en général de l'optimisation hors-ligne) présente quelques limitations. Tout d'abord ces lois ne sont pas souples, c'est-à-dire qu'un changement dans le problème d'optimisation à résoudre nécessite une nouvelle identification des lois heuristiques. De plus, elles sont sous-optimales et présentent un coût supérieur à celui de l'optimisation exacte. Enfin, l'évaluation de leur robustesse (en terme de coût, d'anticipation et de respect des contraintes) nécessiterait une étude plus approfondie.

Le développement et la démocratisation en cours des technologies nécessaires à l'implémentation des méthodes d'optimisation en ligne laissent envisager leur utilisation par les professionnels du bâtiment dans un futur proche. Ces méthodes ont l'avantage d'éviter les limites des lois heuristiques (sous-optimalité, robustesse incertaine, etc.) mais présentent généralement des coûts de calculs plus

Chapitre 4 : Élaboration de lois de type heuristique

importants. Par conséquent, nous nous intéresserons dans le prochain chapitre à l'optimisation en ligne avec la mise en place d'une commande prédictive adaptée au temps réel. L'objectif sera de développer des méthodes pouvant être utilisées par les systèmes de contrôle-commande les plus récents.

