

Optimisation énergétique simultanée de systèmes de chauffage par contrôle prédictif multizone – application à un bâtiment résidentiel

Rina BITAR¹³, Nicolas YOUSSEF², Julien CHAMOIN¹, Fadi HAGE CHEHADE³, Didier DEFER¹

¹Univ. Artois, IMT Nord Europe, Junia, Univ. Lille, ULR 4515, Laboratoire de Génie Civil et géo-Environnement (LGCgE), F-62400 Béthune, France

²ICL, Junia, Université Catholique de Lille, LITL, F-59000 Lille, France

³Ecole doctorale de sciences et technologies, Université libanaise, Liban

RESUME Les changements climatiques ont fait de la maîtrise énergétique une priorité pour la France. Le Grenelle de l'environnement a retenu pour les bâtiments à énergie positive, des objectifs de progrès très ambitieux, notamment en matière de réduction et de gestion de la consommation énergétique. Cette étude examine l'optimisation multizone du chauffage grâce à une modélisation prédictive de la température intérieure dans les bâtiments intelligents en tenant compte de l'influence souvent négligée des zones adjacentes interconnectés. La méthodologie de recherche utilise une simulation thermique dynamique, des modèles prédictifs en parallèle basés sur des régressions linéaires multiples, et un processus d'optimisation thermique. Cette recherche introduit une approche novatrice pour la gestion énergétique des bâtiments, améliorant l'efficacité en considérant les dynamiques interzones et réduisant de manière significative la consommation énergétique liée au chauffage. En appliquant ce processus d'optimisation thermique anticipatif au contrôle du chauffage sur un cas simulé, les résultats montrent une réduction significative de 45% de la consommation énergétique sur la période optimisée.

Mots-clefs Optimisation thermique, Interactions thermiques interzones, Confort thermique, Régression linéaire multiple, Contrôle du chauffage anticipatif

I. INTRODUCTION

En raison des évolutions socioéconomiques mondiales, des préoccupations environnementales croissantes et des ressources terrestres limitées, la gestion de la consommation énergétique des bâtiments devient une priorité majeure dans le contexte actuel de la transition énergétique. La croissance démographique, l'urbanisation accrue et la demande croissante en confort des occupants dans les bâtiments laissent présager une augmentation rapide de la consommation énergétique. Au niveau mondial, les bâtiments représentent 30% de la consommation totale

d'énergie (Dong et al., 2021). En France, le secteur du bâtiment est responsable d'environ 44% de l'énergie finale totale consommée (Ministère de la transition écologique, 2021). Une option pour réduire la consommation d'énergie et créer des bâtiments durables est d'améliorer les performances lors de l'exploitation des bâtiments (Al Doury et al., 2020) en développant des solutions innovantes de pilotage qui peuvent inclure la mise en place de systèmes de gestion énergétique efficaces, tels que la régulation automatisée des systèmes de chauffage, de climatisation et d'éclairage, ainsi que l'application de stratégies intelligentes de gestion énergétique. La prédiction de la consommation énergétique des bâtiments joue un rôle important dans l'amélioration des prises de décision pour réduire la consommation d'énergie et les émissions de CO₂ (Amasyali and El-Gohary, 2018)

Cet article met en avant l'intérêt de la simulation prédictive de la température intérieure dans l'amélioration de l'efficacité énergétique des bâtiments. Avec l'élaboration d'une stratégie de chauffage optimale basée sur la modélisation des variations de température et en intégrant les échanges avec les zones adjacentes, cette étude propose une approche anticipative pour la gestion énergétique multizone des bâtiments. Cette approche offre une vision plus complète pour optimiser l'efficacité énergétique globale des bâtiments. Elle montre l'importance de prendre en compte simultanément les différentes zones thermiques d'un bâtiment et leurs interactions pour une gestion thermique précise et efficace.

II. METHODOLOGIE

A. Simulation thermique dynamique

Les démarches d'optimisation thermique abordées dans ce travail s'appuient sur la réalisation d'une simulation thermique dynamique de la maison d'étude. Il s'agit d'un logement d'habitation composé d'un rez-de-chaussée et d'un étage. Il est équipé dans chaque pièce de radiateurs électriques pilotables individuellement. En se référant au plan du bâtiment présenté à la figure 1, la zone 1 est choisie pour cette étude. Elle est adjacente à la zone 2 et à la zone 3. Dans cette première approche, cette disposition spatiale a été retenue dans l'objectif d'étudier spécifiquement l'influence mutuelle des zones adjacentes. Donc, dans un premier temps, l'attention se limite à ces trois zones. Cependant, du fait que la zone 3 échange de la chaleur avec les zones 4, 5 et 6, la méthodologie proposée dans ce travail devra par la suite être étendue à l'ensemble de la maison.

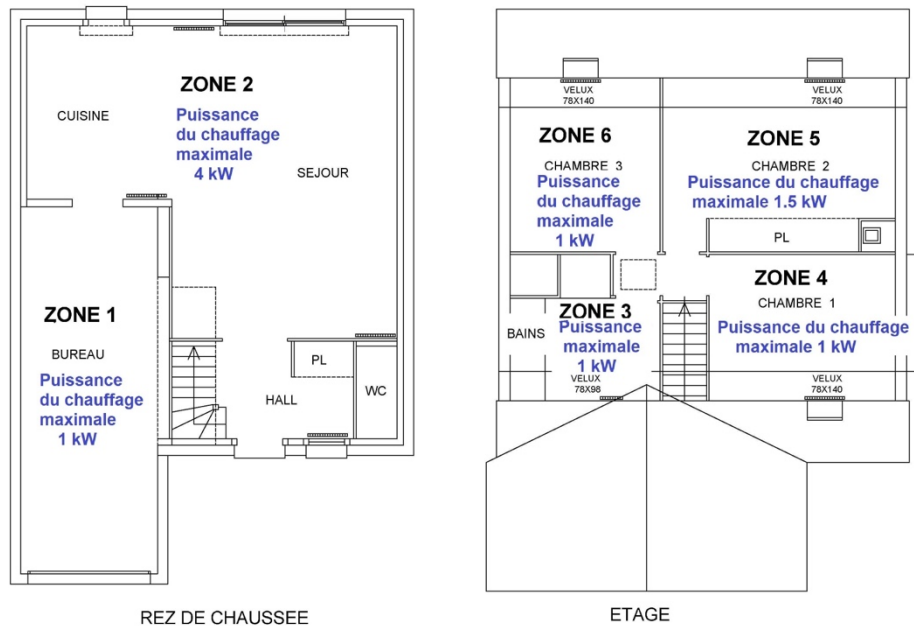


FIGURE 1. Plan du bâtiment d'étude

Le bâtiment a été modélisé sous TRNSYS 18, un logiciel graphique extrêmement flexible utilisé pour simuler le comportement des systèmes dynamiques et réaliser des simulations thermiques dynamiques (STD). La géométrie, les différents paramètres des éléments de construction, les caractéristiques des systèmes de chauffage ont été renseignés. Les différentes zones thermiques ainsi que les scénarios de consignes de température correspondants ont été définis conformément au fonctionnement du bâtiment. Pour la simulation, le bâtiment a été soumis à des contraintes météorologiques extraites du logiciel Meteonorm. Les résultats de la simulation qui comprennent des variables telles que les températures intérieures et les consommations de chauffage de ces trois zones adjacentes ont été analysés minutieusement, grâce à une comparaison avec des mesures in situ, révélant un comportement similaire. Ces résultats, en plus des données météorologiques ont ensuite été utilisés comme ensemble de données d'apprentissage pour créer un modèle de prédiction pour chaque zone et apprécier l'efficacité de la méthode. Dans ce travail, une approche de modélisation à partir des données a été retenue.

B. Modèle de prédiction de la température intérieure

La sélection des variables explicatives des grandeurs à modéliser est une étape importante dans le développement des modèles de prédiction, et la réduction à ceux qui sont significatifs facilite la recherche d'une solution robuste (D'Amico and Ciulla, 2022). Dans cette étude, l'identification des prédicteurs les plus pertinents est basée sur une étude de corrélation. Cette analyse statistique a permis de sélectionner les prédicteurs présentant les plus fortes corrélations avec la température intérieure de chaque zone, parmi lesquels figuraient la température extérieure, l'humidité relative extérieure, le rayonnement solaire global horizontal et la consommation de chauffage de la zone. En plus, les températures intérieures des zones adjacentes ont été prises en considération afin d'intégrer les interactions entre zones dans les modèles. Les données ont été prétraitées. Le

prétraitement des données peut contribuer à améliorer la qualité des données ainsi qu'à améliorer la précision des résultats de prédiction (Qiao et al., 2021). Après comparaison avec d'autres modèles plus complexes (ANN, LSTM, ...), un modèle de régression linéaire multiple (MLR multiple linear regression) a été développé pour chacune des trois zones, et les prédicteurs ont été intégrés en tant que données d'entrée ou variables explicatives dans chaque modèle de prédiction de la température intérieure de chaque zone. Le jeu de données généré au pas horaire par TRNSYS s'étend du 1er janvier à 4 h jusqu'au 30 avril à 16 h. Il est divisé en un ensemble d'apprentissage représentant 80% des données et un ensemble de test contenant 20% des données. Puis, une étude spécifique a été menée sur le modèle de prédiction de la zone 1, en ajoutant une historisation des prédicteurs pour optimiser le modèle. Des valeurs passées des prédicteurs ont donc été introduites comme entrées supplémentaires. Elles ont permis d'améliorer les prédictions en prenant en compte l'inertie des phénomènes. Différentes fenêtres d'historisation variant de 0 à 10 heures ont été testées.

C. Résultats du modèle de prédiction et discussion

Pour évaluer la performance du modèle de prédiction, plusieurs métriques ont été utilisées. L'erreur moyenne absolue (MAE mean absolute error) a été employée comme indicateur quantitatif permettant d'évaluer la précision du modèle. Un MAE plus bas indique généralement une meilleure concordance entre les prédictions du modèle et les résultats générés par TRNSYS. Une autre métrique couramment utilisée est la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE root-mean-square error), qui correspond à la racine carrée de la moyenne des carrés des différences entre les prédictions du modèle et les valeurs de la STD. Cette mesure prend en compte l'amplitude des erreurs, offrant ainsi une perspective plus robuste sur la précision du modèle. Bien que des tests aient été effectués avec différents types de modèles plus complexes, aucune amélioration significative n'a été observée. La régression linéaire multiple a montré une bonne capacité à saisir efficacement les relations complexes entre les variables d'entrée et la variable de sortie (la température intérieure après 1 heure) dans le cas du système de chauffage électrique. (M. Abdellatif, 2021)

Les essais avec les différentes fenêtres d'historisation montrent que les métriques MAE et RMSE, atteignent leurs valeurs les plus basses lorsqu'une historisation de 6 heures est appliquée pour le modèle de régression linéaire multiple de la zone 1. Ces essais ont montré des performances légèrement moins bonnes avec une historisation de 4 heures, comme illustré dans la figure 2. Pour cette première étude, la décision de poursuivre, pour les 3 modèles des 3 zones, avec une historisation de 4 heures plutôt que 6 a été motivée par la volonté d'éviter une complexification excessive du modèle et une augmentation du temps de calcul. La figure 3 illustre de façon explicite les données d'entrée et celle de sortie pour le modèle réalisé pour la zone 1. Les deux autres modèles de régression linéaire multiple créés en parallèle pour les zones 2 et 3 présentent chacun une structure identique à celle du modèle de la zone 1, ainsi que des données d'entrée similaires. Ces modèles permettent de simuler la température intérieure respectivement, de la zone 2 et de la zone 3 pour la prochaine heure. De façon séquentielle, les températures prédites pour le temps $t+1$ sont alors introduites dans les modèles pour prédire les températures à l'instant $t+2$ et ainsi de suite sur l'horizon de prédiction.

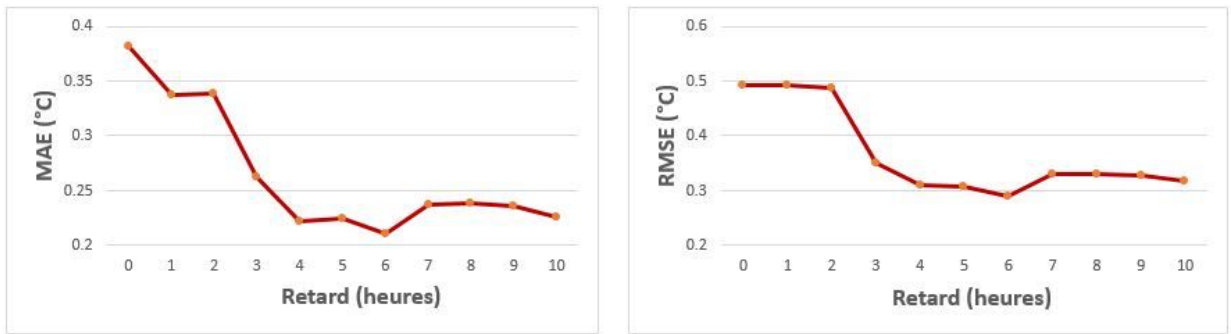


FIGURE 2. Métriques de performance du modèle de régression linéaire multiple de la zone 1 en fonction de la durée de la fenêtre d'historisation retenue

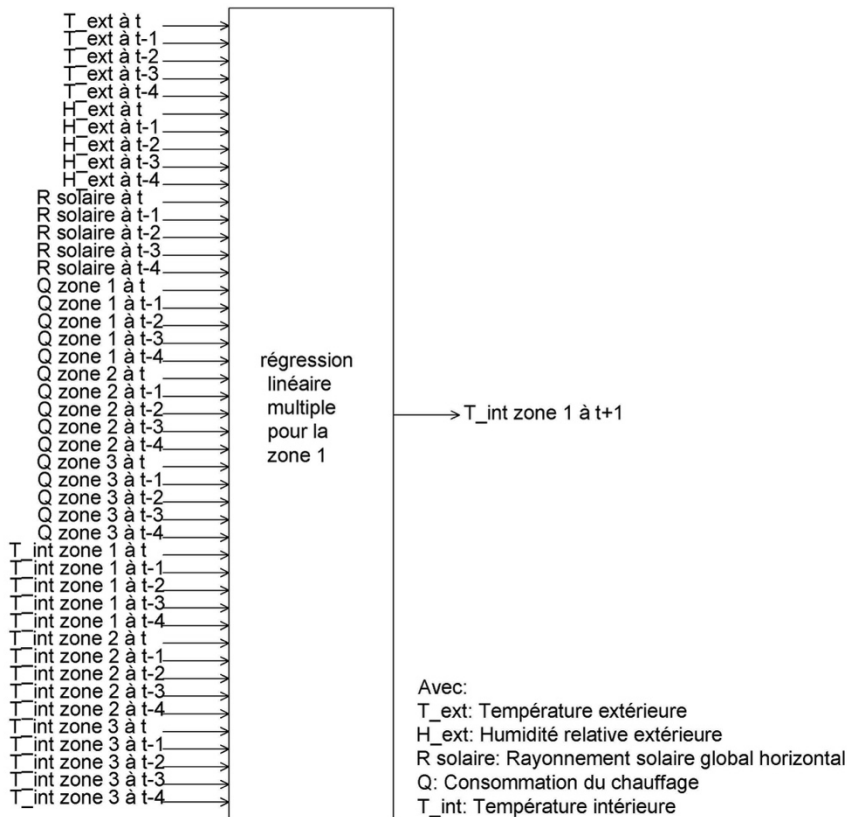


FIGURE 3. Modèle de prédiction pour la zone 1

Dans le processus d'évaluation, les figures 4, 5 et 6 permettent de comparer graphiquement les prédictions des trois modèles aux valeurs issues de la simulation pour une période de 10 jours. Les courbes des valeurs prédites et des valeurs générées par la STD sont presque superposées et suivent une dynamique similaire. On constate toutefois que certaines dynamiques très rapides sont mal reproduites par le modèle, c'est essentiellement dû à la relativement faible inertie thermique de la pièce qui constitue un cas difficile pour la simulation. Malgré cela, les résultats

obtenus soulignent la pertinence de la MLR en tant que choix privilégié pour ces objectifs de prédiction. Le tableau 1 présente les métriques évaluant les performances pour le jeu de test des modèles de MLR des 3 zones de la maison d'étude.

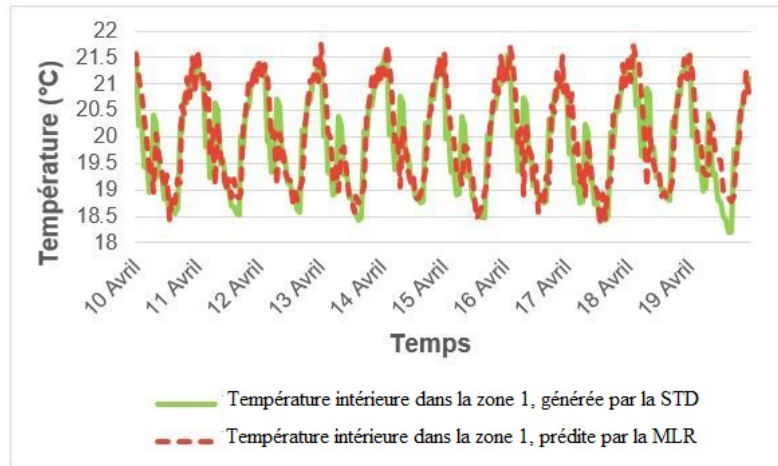


FIGURE 4. Valeurs prédites et valeurs générées par la STD pour la zone 1

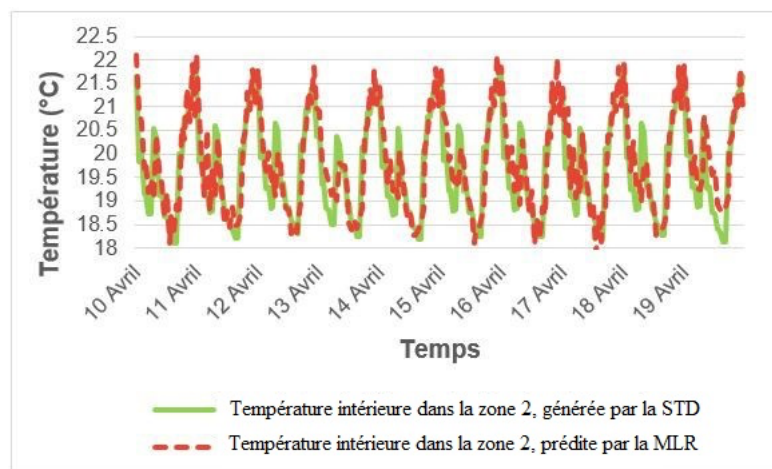


FIGURE 5. Valeurs prédites et valeurs générées par la STD pour la zone 2

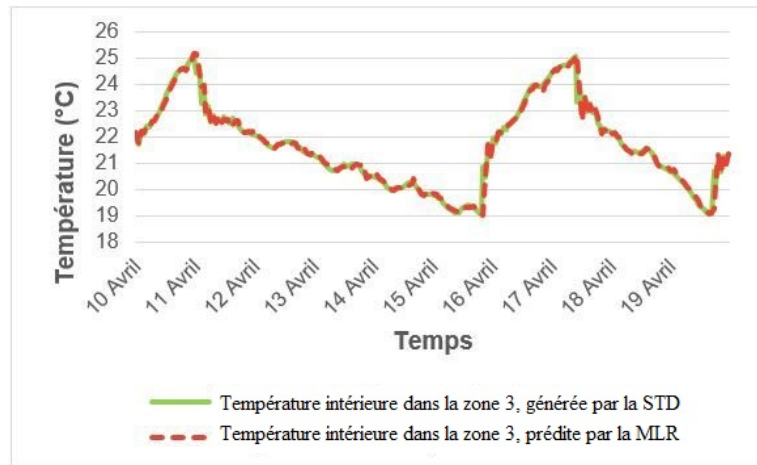


FIGURE 6. Valeurs prédites et valeurs générées par la STD pour la zone 3

TABLEAU 1. Métriques évaluant les performances des modèles de prédiction pour le jeu de test

| | MAE (°C) | RMSE (°C) |
|---------------|----------|-----------|
| Zone 1 | 0.451 | 0.584 |
| Zone 2 | 0.505 | 0.629 |
| Zone 3 | 0.094 | 0.210 |

D. Optimisation thermique pour une meilleure stratégie de chauffage

L'optimisation de la stratégie de chauffage anticipative des 3 zones adjacentes constitue une étape cruciale dans cette démarche. Dans cette première approche et pour atteindre cet objectif, des tests exhaustifs de toutes les stratégies possibles ont été entrepris pour les trois prochaines heures. Il est évident que cette forme d'optimisation de type « brute force approach » ne pourra pas être envisagée pour un horizon de prédiction plus long ou pour une augmentation du nombre de zones. Dans des travaux futurs, des techniques de type algorithme génétique devront être mises en œuvre.

Pour l'exemple présenté ici, le processus démarre à une heure et date spécifique. Il s'agit du 30 Avril à 17h. Dans ce cas, toutes les données météorologiques, les consommations de chauffage, ainsi que les températures intérieures dans les trois zones de la maison sont disponibles. Toutes ces données sont issues de la simulation. Cette heure initiale et ces données simulées sont cruciales, car elles constituent le point de départ pour l'optimisation anticipative de la stratégie de chauffage des 3 zones. À partir de cette heure simulée, trois heures consécutives de données de simulation sont considérées : 18 h, 19 h et 20 h du 30 Avril, représentant une fenêtre temporelle pertinente pour évaluer et anticiper les besoins en chauffage tout en assurant le confort. Ces données n'ont pas été utilisées pour la phase d'entraînement des 3 modèles de prédiction pour assurer ainsi l'objectivité des résultats. En explorant toutes les combinaisons de séquences de chauffage pour ces trois zones et pour les prochaines 3 heures ainsi que les valeurs antérieures

d'historisation, l'influence mutuelle de chacune sur les autres est prise en compte. Chaque stratégie candidate est ensuite intégrée en tant que données d'entrée dans le modèle de prédiction. Ce processus itératif permet alors d'anticiper la température intérieure dans les trois zones pour chaque stratégie envisagée. 512 stratégies sont testées correspondant aux scénarios de chauffage de 3 zones pendant 3 créneaux d'une heure. Donc, une stratégie consiste en 9 consignes de chauffage, où chacune étant définie soit en position 'on' (chauffage en marche) soit en position 'off' (chauffage arrêté). À la fin de ce processus, le contrôle prédictif vise à satisfaire les exigences de température de l'utilisateur tout en assurant une certaine résilience face aux incertitudes (Luzi et al., 2019). Le confort thermique est une situation difficile à évaluer. Comme dans la grande majorité des travaux de recherche et pour les systèmes de pilotage, son appréciation se limite dans cette étude à observer si la valeur de la température intérieure se situe dans une plage de température acceptable. Dans cette plage horaire, pour les zones 1 et 2, cela correspond à une température intérieure comprise entre 20 et 22, et pour la zone 3, une température comprise entre 20 et 24. Ces limites ont été fixées conformément aux habitudes des occupants. Les différentes étapes de cette démarche sont présentées dans la figure 7.

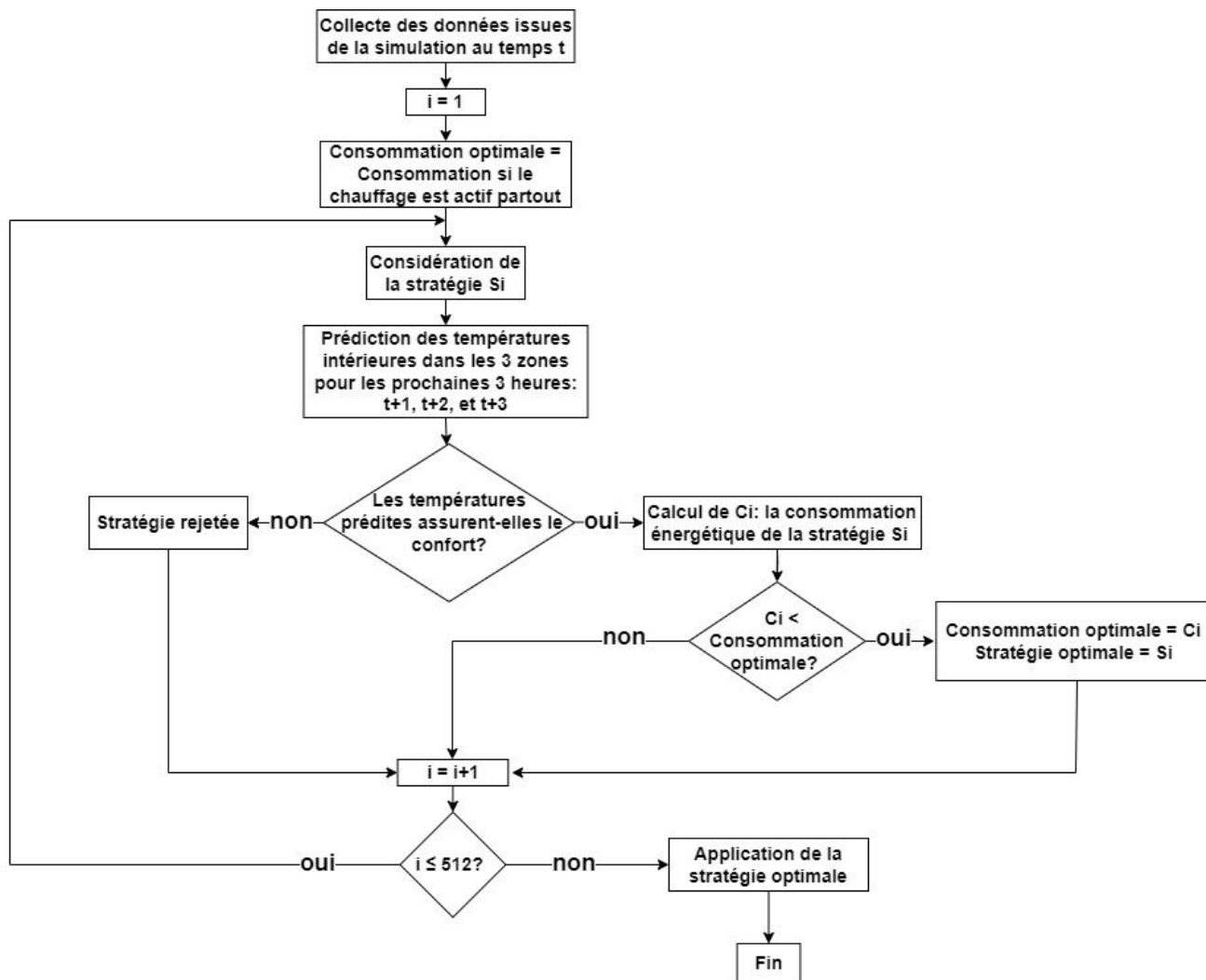


FIGURE 7. Synoptique de l'optimisation de la consommation énergétique du chauffage

III. RÉSULTAT DE L'APPROCHE ANTICIPATIVE DE CONTRÔLE DU CHAUFFAGE

L'application du modèle prédictif de contrôle du chauffage a permis d'explorer et de tester toutes les stratégies de chauffage pour les trois prochaines heures dans trois zones adjacentes. Les résultats de prédiction de la température intérieure sont en concordance avec les données issues de la simulation, comme le montre la figure 8. Les graphes des valeurs prédites par le modèle de MLR et les valeurs issues de la simulation se superposent et sont généralement proches, bien que parfois leurs courbes présentent des pentes opposés. Ceci s'explique par le fait que le modèle de régression linéaire multiple suppose une relation linéaire entre la variable dépendante et les variables indépendantes. Cependant, dans la réalité, les relations entre les variables ne sont pas strictement linéaires, conduisant ainsi à des variations de température prédites qui ne correspondent pas toujours à celles observées dans la simulation. Il faut toutefois noter que les écarts observés sur la figure 8 sont de l'ordre de 0.25°C , ce qui est très faible dans le domaine de la STD. Dans ce cas précis, la consommation d'énergie par le chauffage révèle une réduction significative de 45% ce qui indique la robustesse du modèle prédictif dans le maintien du confort thermique. En comparant la consommation résultante de la stratégie sélectionnée par le processus d'optimisation du contrôle du chauffage avec celle issue de la simulation dans le tableau 2, il est évident dans ce cas, que la stratégie recommandée par le processus d'optimisation a été mise en œuvre avec succès, conduisant à des économies d'énergie substantielles.

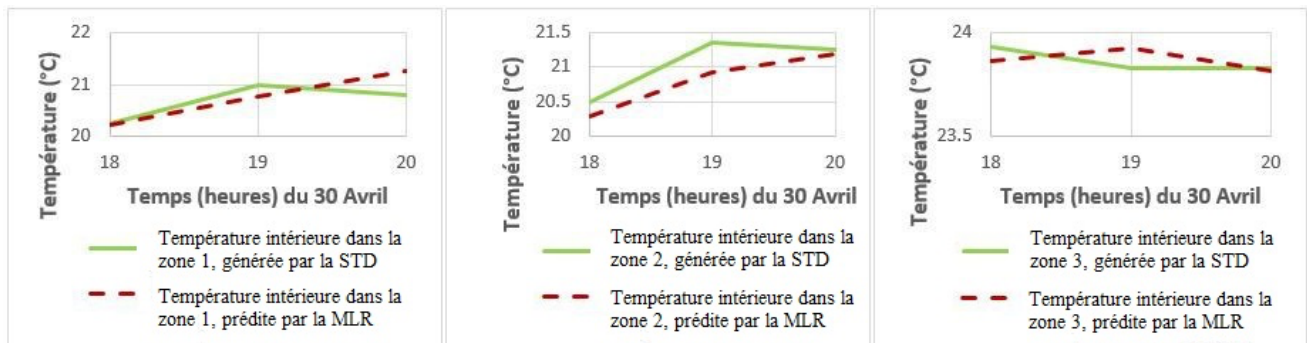


FIGURE 8. Valeurs prédites de la température intérieure pour les 3 prochaines heures du 30 Avril par le processus d'optimisation comparées aux valeurs générées par la STD

TABLEAU 2. Consommation du chauffage

| | |
|---|--------|
| Consommation pour la stratégie choisie par le processus d'optimisation du contrôle du chauffage | 6 kWh |
| Consommation issue de la simulation | 11 kWh |

Ces résultats démontrent que l'approche prédictive qui prend en compte l'influence des zones adjacentes sur l'inertie thermique, offre une solution intéressante pour améliorer l'efficacité énergétique. En effet, à titre de comparaison, une étude similaire a été menée sur chacune des 3 zones sans intégrer les températures et puissances des 2 zones adjacentes. La méthode prédictive appliquée séparément aux 3 zones a permis dans une moindre mesure d'améliorer leur pilotage mais les modèles respectifs se sont montrés moins précis. L'approche développée ici a montré une capacité à influencer positivement la gestion des systèmes de chauffage et à réduire de manière significative la consommation d'énergie associée.

IV. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

En conclusion, cette approche novatrice axée sur l'inter-dynamique thermique des zones d'un bâtiment et l'efficacité anticipative du contrôle du chauffage représente une option efficace pour une gestion énergétique optimisée. En se concentrant sur le développement d'un modèle prédictif de contrôle du chauffage, cette recherche vise à minimiser la consommation énergétique tout en garantissant le confort de l'utilisateur.

Dans le contexte de l'optimisation thermique, l'incorporation de l'influence des zones adjacentes sur l'inertie thermique dans cette approche a donné des résultats positifs, offrant ainsi une réponse adaptative aux conditions météorologiques changeantes. Avec l'optimisation des périodes de chauffage anticipatif, ce modèle se positionne comme un outil efficace pour réduire la consommation énergétique, et contribue ainsi à une meilleure efficacité énergétique des systèmes de chauffage résidentiels.

Ainsi, ce travail actuel, visant à optimiser le contrôle du chauffage pour les trois prochaines heures en testant toutes les stratégies possibles, ouvre des perspectives pour l'utilisation de processus, tels que les algorithmes génétiques, qui évoluent vers des solutions optimales plutôt que de tester toutes les stratégies. Cette approche pourrait permettre de prédire sur un horizon plus large que trois heures, par exemple, en anticipant les besoins du chauffage sur une journée entière, en tenant compte de l'étude multizone traitée dans cet article.

V. REMERCIEMENTS :

Les travaux présentés dans cet article font partie du projet Eco&Home porté par Junia dans le cadre de la chaire Transition Énergétique et Urbaine. Ils sont financés par l'entreprise Engine Consulting Liban et Junia, grande école d'ingénieurs en France.

REFERENCES

Ministère de la transition écologique, « Énergie dans les bâtiments », 2021 Énergie dans les bâtiments | Ministère de la Transition Écologique et de la Cohésion des Territoires (ecologie.gouv.fr)

Al Doury, R.R.J., Ibrahim, T.K., Salem, T.K., 2020. Opportunity of improving the thermal performance of a high-performance university building based on revit software. *J. Mech. Eng. Res. Dev.* 43, 497–513.

Amasyali, K., El-Gohary, N.M., 2018. A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 81, 1192–1205. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.095>

D'Amico, A., Ciulla, G., 2022. An intelligent way to predict the building thermal needs: ANNs and optimization. *Expert Syst. Appl.* 191, 116293. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116293>

Dong, Z., Liu, J., Liu, B., Li, K., Li, X., 2021. Hourly energy consumption prediction of an office building based on ensemble learning and energy consumption pattern classification. *Energy Build.* 241, 110929. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110929>

Luzi, M., Vaccarini, M., Lemma, M., 2019. A tuning methodology of Model Predictive Control design for energy efficient building thermal control. *J. Build. Eng.* 21, 28–36. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2018.09.022>

M. Abdellatif, et al., 2021. Thèse de doctorat Makram ABDELLATIF Optimisation dynamique du confort thermique et de la consommation énergétique , approche guidée par les données. Université d'Artois.

Qiao, Q., Yunusa-Kaltungo, A., Edwards, R.E., 2021. Towards developing a systematic knowledge trend for building energy consumption prediction. *J. Build. Eng.* 35, 101967. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101967>