

Méthode de contrôle anticipatif pour les systèmes de chauffage des bâtiments

Makram ABDELLATIF ¹

¹ Univ. Lille, Junia, Univ. Artois, IMT Lille Douai, ULR 4515 - LGCgE, Laboratoire de Génie Civil et géo-Environnement, F-59000 Lille, France

RESUME

Etant le secteur économique le plus énergivore, le bâtiment présente un fort potentiel d'économie d'énergie. Des efforts importants ont été faits au niveau de la conception des bâtiments pour limiter les déperditions à travers l'enveloppe. Les systèmes de Chauffage, Ventilation et Climatisation (CVC) ont le rôle de compenser les déperditions thermiques afin d'assurer le confort thermique des usagers. Ce travail vise à mettre en place une approche anticipative de contrôle des systèmes CVC des bâtiments, basée sur les données, dans le but d'optimiser le confort thermique et la consommation énergétique. Cette approche s'appuie sur un modèle de Régression Linéaire Multiple (RLM) capable de prédire la température intérieure avec une erreur RMSE (Root Mean Square Error) de 1,5°C sur un horizon de 24 heures et un algorithme génétique pour l'identification de la stratégie de chauffage permettant d'optimiser le confort thermique et la consommation énergétique du bâtiment. Pour valider cette approche, la plateforme Smart Building control Platform (SBcP) a été mise en place et déployée sur un bâtiment expérimental. Les résultats ont été recueillis sur une durée de 21 jours allant du 3 mai au 24 mai 2021. Malgré la faible inertie et donc la dynamique rapide de la température intérieure du bâtiment et la variation de la météo (intersaison), la SBcP a permis de garantir le confort thermique pendant 67% des heures d'occupations concernées en consommant le minimum possible d'énergie.

Mots-clefs

Contrôle anticipatif, Régression Linéaire Multiple, Optimisation énergétique, Bâtiment intelligent.

I. INTRODUCTION

En France, le bâtiment est le secteur le plus énergivore avec 44% de l'énergie finale totale consommée et émet 123 millions de tonnes de CO₂ par an (Ministère de la transition écologique, 2016). Dans le secteur du tertiaire, une part importante, estimée à 52% en 2020, de cette énergie est consommée par les systèmes de chauffage et climatisation (Ministère de la transition écologique, 2022). Ces systèmes sont nécessaires pour assurer un bon niveau hygrothermique aux utilisateurs des bâtiments. En effet, les utilisateurs passent en moyenne 80% de leur temps dans des espaces

clos (Lig'Air, 2022) : pour y travailler ou s'y reposer. Par conséquent, le bien-être des occupants dépend fortement des conditions de confort des bâtiments. Dans le cadre des bâtiments tertiaires, il a été prouvé que le rendement des employés dépend des conditions de confort et donc la rentabilité, notamment la rentabilité économique des entreprises, en dépend. Il est donc primordial d'assurer un bon niveau de confort dans les bâtiments tout en limitant la consommation énergétique. Le rôle des systèmes CVC dans le bâtiment est de compenser les pertes thermiques à travers l'enveloppe, par renouvellement d'air ou encore par l'activité des usagers (e.g., ouverture des fenêtres). Pour limiter les déperditions, durant les dernières décennies, un travail important a été réalisé au niveau de la conception des bâtiments, à travers les différentes réglementations thermiques (e.g., RT2012, RE2020, etc.) et les différents labels (e.g., BBC, BEPOS, etc.) ou encore à travers l'utilisation des outils d'aide à la conception (e.g., Simulation Thermique Dynamique). Cependant, des études (Kallab et al., 2017) (UCL Energy Institute, 2013) ont montré que souvent il existe une différence entre la consommation énergétique estimée en phase de conception et la consommation énergétique mesurée en phase d'exploitation. Cette différence est souvent appelée Energy Performance Gap (EPGAP). Selon (Costa et al., 2019) cette différence dépasse souvent les 50% et elle est principalement due à des problèmes de conception (précision des outils de calculs), de construction (qualité des matériaux utilisés), de mise en service (qualité de l'exécution des travaux) et surtout d'exploitation des bâtiments (prise en compte de l'utilisateur). Ainsi, le bâtiment durant sa phase d'exploitation, présente un potentiel d'économie d'énergie avéré. Afin d'atteindre les objectifs de diminution des émissions de gaz à effet de serre (40% par rapport à 1990 à l'horizon de 2030) et d'amélioration de l'efficacité énergétique (32,5% par rapport à 1990 à l'horizon de 2030) fixés par l'Union Européenne UE (European Commission, 2014) et d'assurer le confort des usagers, il est donc primordial d'exploiter ce potentiel d'économie d'énergie. Dans ce cadre, la compréhension des comportements des bâtiments sous les différentes excitations intérieures (e.g., activité de l'utilisateur) et extérieures (e.g., variation météorologiques) et la gestion des différents systèmes énergétiques utilisés dans les bâtiments font partie des pistes à privilégier afin d'atteindre ces objectifs.

En général, les systèmes énergétiques des bâtiments, particulièrement les systèmes de chauffage, sont souvent associés à des scénarios à une ou plusieurs consignes de températures définies selon son occupation. Un des problèmes de l'efficacité de ces systèmes se situe dans leur mode de pilotage qui souvent ne permet pas d'anticiper les éventuels événements perturbateurs. Pour le chauffage, la méthode de pilotage classique, qui est la plus courante, permet de régler la relance en étudiant le temps de réponse du bâtiment. Cependant, elle n'est pas capable d'anticiper d'autres phénomènes comme les variations météorologiques (e.g., chute de la température extérieure) et d'utiliser l'inertie thermique du bâtiment pour éviter les surconsommations ou les situations d'inconfort. Pour faire face à ce problème, plusieurs études se sont intéressées à la régulation prédictive, communément appelée Modèle Prédictif de Contrôle (Model Predictive Control MPC). Cette méthode de pilotage s'appuie sur un modèle permettant de prédire le comportement thermique du bâtiment en fonction des excitations extérieures (e.g., variation météorologique) ou intérieures (e.g., activité de l'utilisateur) et sur un algorithme d'optimisation permettant d'identifier la séquence de commande (pilotage) du chauffage sur une période donnée (horizon). Dans ce cadre, l'étude de (Široký et al., 2011) a mis en place une méthode de contrôle basée sur un modèle de prédiction de type RC (équivalence thermique électrique : Résistance Condensateur) permettant de prendre en compte la météo, le prix

de l'énergie, le critère de confort et l'occupation. Cette méthode a été testée pendant 3 mois sur un bâtiment tertiaire et a permis de réaliser 17% à 27% d'économie d'énergie. Cependant, ils ont conclu que l'utilisation d'un modèle de type RC nécessite une expertise en modélisation poussée et un temps de mise en place important. D'autre part, l'étude de (Reynolds et al., 2018) a proposé une méthode de régulation qui s'appuie sur un réseau de neurones, c'est le modèle de prédiction, et un algorithme d'optimisation de type génétique, dans le but d'optimiser à la fois le confort thermique et la consommation énergétique d'un bâtiment tertiaire simulé sous le logiciel EnergyPlus. Ils ont conclu que cette méthode permet de réaliser 4,93% d'économie d'énergie et 0,76% d'amélioration du confort thermique par rapport à une régulation classique. Par ailleurs, l'étude de (Carli et al., 2020) s'est appuyée sur l'utilisation de l'Internet des Objets (Internet of Things IoT) pour connecter à internet les capteurs, les actionneurs et le système de contrôle d'un bâtiment des années 1970 du campus Polytechnique de Bari (Italie). Cette solution propose un tableau de bord à l'utilisateur lui permettant d'une part de visualiser les données générées par le bâtiment et de contrôler les systèmes CVC du bâtiment d'une autre part. Cette solution embarque une régulation MPC permettant d'asservir en même temps le confort thermique et la consommation énergétique. Pour ce faire, ils ont utilisé un modèle linéaire à temps discret permettant de prédire la température intérieure de la zone étudiée en prenant en compte la complexité du système CVC et les conditions météorologiques. Ensuite, ils ont utilisé une linéarisation du modèle de Fanger (Fanger, 1970) pour évaluer le confort thermique à travers la Moyenne Prédite de Votes (Predicted Mean Vote PMV). L'optimisation du contrôle est faite en suivant une optimisation quadratique sur un horizon J de 4h. Après une période de test entre mi-mai et mi-septembre 2019, pour réguler le système CVC dans son mode de rafraîchissement, il a été conclu que cette solution a permis une économie d'énergie moyenne d'environ 18,6%.

L'étude bibliographique a permis de conclure que parmi les méthodes de modélisation des bâtiments qui sont regroupées en 3 familles : boîtes blanches (modèles physiques, e.g., simulation thermique dynamique), boîtes grises (modèles hybrides, e.g., RC) et boîtes noires (modèles mathématiques, e.g., séries temporelles), les modèles de type boîtes noires sont les plus utilisées pour la régulation MPC. Cela est grâce à leur rapidité de mise en place, leur capacité de s'adapter à tout type de bâtiment et leur rapidité d'exécution. Pour toutes ces raisons, dans ce papier, le choix de l'utilisation d'un modèle de type boîte noire a été décidé pour développer une approche anticipative de contrôle des systèmes CVC. Cette approche guidée par les données vise à optimiser le confort thermique des usagers et la consommation énergétique du bâtiment. Une étude précédente a permis de valider numériquement cette approche en traitant un bâtiment simulé sous le logiciel TRNSYS et a conduit à conclure que la méthode de régulation proposée permet d'améliorer le confort thermique jusqu'à 43% par rapport à une méthode de régulation classique (Abdellatif et al., 2022). Dans cet article, une validation expérimentale de cette approche est présentée.

Ce papier est organisé comme suit : dans la section 2, l'approche proposée est présentée en 2 parties. Une première partie présente la méthode de développement du modèle de prédiction et une deuxième partie présente la méthode d'optimisation du pilotage. Dans la section 3, le bâtiment étudié et les résultats obtenus sont présentés et finalement, la section 4 est consacrée à la conclusion.

II. Plateforme Smart Building control Platform

L'approche de pilotage anticipatif proposée dans cet article est développée sous la forme d'une plateforme permettant de piloter les systèmes CVC d'une façon anticipative en prenant en considération les perturbations extérieures comme la variation météorologique. Cette plateforme a été baptisée Smart Building control Platform SBcP. Comme le montre la FIGURE 1, elle est constituée de 3 niveaux :

- Niveau de données : les données sont récupérées des différentes sources (capteurs, service de prévision météo, etc.), elles sont prétraitées et transmises au niveau suivant, le cœur de la plateforme,
- Cœur de la plateforme : les données reçues sont utilisées pour mettre en place un modèle de prédiction de la température intérieure de la zone étudiée, en prenant en compte le comportement historique. Ce modèle est ensuite intégré dans une boucle d'optimisation permettant d'identifier la stratégie de chauffage optimale en fonction de deux critères : (i) le confort thermique et (ii) la consommation énergétique. Le but est d'assurer le confort thermique tout en consommant le minimum possible d'énergie,
- Niveau de configuration : l'utilisateur définit ses préférences en termes de confort thermique et choisit de favoriser le confort thermique ou l'économie d'énergie. En effet, la plateforme utilise une optimisation multicritère qui permet d'identifier un ensemble de solutions optimales. A partir de ces solutions, l'utilisateur choisit la solution qui répond le mieux à son besoin.

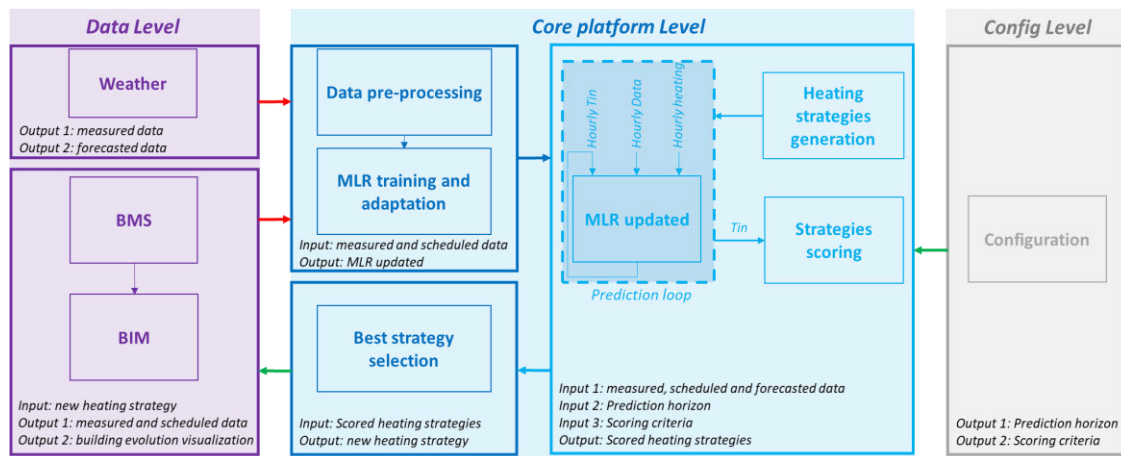


FIGURE 1. Schématisation de la plateforme SBcP (Abdellatif et al., 2020)

I. Modèle de prédiction

Comme dit dans la section 1, il existe principalement 3 familles de méthodes de modélisation du comportement thermique des bâtiments. Une présentation plus explicite de ces approches de modélisation est présentée dans les travaux suivants : (Fouquier et al., 2013), (Fumo, 2014), (Bourdeau et al., 2019) et (Abdellatif, 2021). Dans le cadre de ce travail, le choix s'est tourné vers l'approche mathématique (boîte noire). En effet, les modèles de type boîte noire ont l'avantage d'avoir un temps de calcul réduit et ne nécessite pas une connaissance détaillée des propriétés du

bâtiment étudié. Ils ont donc une grande capacité d'adaptation à tout type de bâtiment. Parmi les modèles de type boîte noire, la RLM, qui est un modèle linéaire, et les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), qui est un modèle non linéaire, ont été testés. Dans cet article, les résultats utilisant uniquement la RLM sont présentés.

La procédure de développement du modèle de prédiction est décrite dans (Abdellatif et al., 2020) (Abdellatif et al., 2022). Cette procédure est réalisée d'une façon automatisée et vise à mettre en place un modèle de prédiction de la température intérieure de la zone étudiée en minimisant l'erreur de prédiction. Dans un premier temps, les données disponibles sont récupérées et une étude de corrélation linéaire est réalisée permettant d'éliminer les prédicteurs (entrées du modèle) ayant une faible corrélation avec la variable à prédire (variable à expliquer). Ensuite, un modèle initial est mis en place et la significativité statistique p-value de chaque prédicteur est vérifiée ; si la p-value est supérieure à 5% (seuil de significativité utilisé dans la littérature) le prédicteur est éliminé et un nouveau modèle est mis en place. Cette opération est répétée jusqu'à obtenir un modèle avec des prédicteurs ayant des p-value inférieures à 5%. Enfin, les performances des modèles sont surveillées à travers : (i) le coefficient de détermination ajusté R^2 ajusté : estimation de la qualité de prédiction du modèle en prenant en compte le nombre de prédicteur, (ii) l'erreur moyenne en pourcentage absolu MAPE : moyenne des écarts absolus par rapport aux valeurs observées. Il s'agit d'un indicateur intéressant pour la comparaison car il est en pourcentage, et (iii) l'erreur quadratique moyenne RMSE : racine carrée de la moyenne arithmétique des carrés des différences entre les prédictions du modèle et les observations.

II. *Algorithme d'optimisation*

Le rôle de l'algorithme d'optimisation est d'identifier la séquence de commande (stratégie de commande) en fonction des critères définis par l'utilisateur. Ici, il s'agit d'identifier la stratégie de commande permettant d'atteindre deux objectifs : (i) assurer le confort thermique et (ii) consommer le minimum possible d'énergie. Il s'agit d'un problème d'optimisation multi-objectifs. A partir de ces deux critères (deux objectifs) deux scores sont calculés, un score pour chaque critère. Le but de l'optimisation est de minimiser ces deux scores. Il existe deux façons de résoudre ce problème multi-objectifs : (i) transformation en problème mono-objectif et (ii) résolution multi-objectifs. Dans ce papier, la résolution multi-objectifs a été choisie car contrairement à la transformation en mono-objectif, elle permet d'identifier l'ensemble de solutions optimales sans favoriser un des critères au détriment de l'autre. De plus, de cette façon l'utilisateur a la possibilité de choisir une solution parmi l'ensemble obtenu en fonction de son besoin. La FIGURE 2 présente une schématisation des solutions obtenues où chaque solution est présentée par un hexagone. L'ensemble de solutions optimales (hexagones bleus) forme un Front de Pareto (en rouge) de façon que tout point du Front de Pareto est non dominé par les autres points. Autrement dit, il est impossible d'avancer qu'une des solutions est meilleure que les autres sans dégrader un des critères d'optimisation. Parmi ces solutions, l'utilisateur peut choisir la solution qui correspond le plus à son besoin. Par exemple, s'il choisit une solution proche de l'axe des ordonnées, il choisit de favoriser la minimisation de la consommation énergétique. A contrario, s'il choisit une solution proche de l'axe des abscisses, il choisit de favoriser le confort thermique.

Pour résoudre ce problème d'optimisation, le choix s'est tourné vers les algorithmes génétiques qui font partie de la famille des algorithmes évolutionnaires. Leur fonctionnement est décrit dans les

études suivantes (Abdou et al., 2015) et (Yuce, 2012). Chaque solution est représentée par un individu. L’algorithme génère une population initiale (ensemble de solutions/individus) d’une façon aléatoire qui subit itérativement 4 opérations : sélection pour la reproduction, reproduction, évaluation et sélection pour remplacement, pour obtenir l’ensemble de solutions optimales. Le fonctionnement de ces algorithmes est détaillé dans les travaux suivants (Srinivasan and Ramakrishnan, 2011) et (Ribault, 2019). Parmi ces algorithmes, l’algorithme génétique élitiste, non dominé et évolué (NSGA II (Srinivas and Deb, 1994)) est couramment utilisé pour résoudre les problèmes d’optimisation dans le bâtiment et est réputé pour ses performances (Rivallain, 2013), (Zaghdoud, 2016). Ainsi, dans ce travail le choix s’est tourné vers l’algorithme génétique NSGA II. La fonction objectif incorporée utilise le modèle de prédiction de la température intérieure présentée dans la section précédente. Pour chaque solution testée une séquence de température intérieure prédite est obtenue. Par exemple, si la séquence de commande à optimiser est d’une taille de 24 heures et si le pas de temps pris en compte est de 1 heure, alors la solution est constituée de 24 consignes. A chaque consigne une température intérieure est prédite. Autrement dit, 24 heures de température intérieure sont prédites pour chaque solution. Pour chaque solution deux scores sont calculés :

- Score confort thermique : Si $Tin[i] \leq Tin_{Min}$, $S[i] = |Tin_{Min} - Tin[i]|$,

$$\text{Si } Tin[i] \geq Tin_{Max}, S[i] = |Tin_{Max} - Tin[i]|,$$

$$\text{Si } Tin_{Min} \leq Tin[i] \leq Tin_{Max}, S[i] = 0,$$

$$\text{Et } Score_{confort} = \sum S[i]$$

- Score consommation énergétique : $Score_{consommation} = \sum \text{Energie consommée}$.

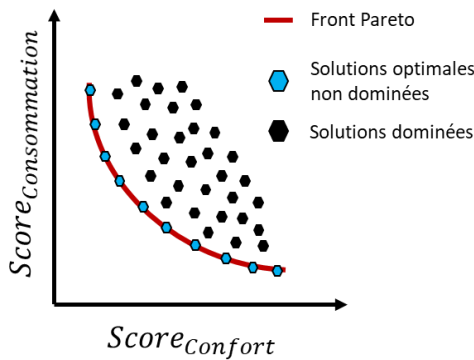


FIGURE 2. Optimisation multi-objectifs

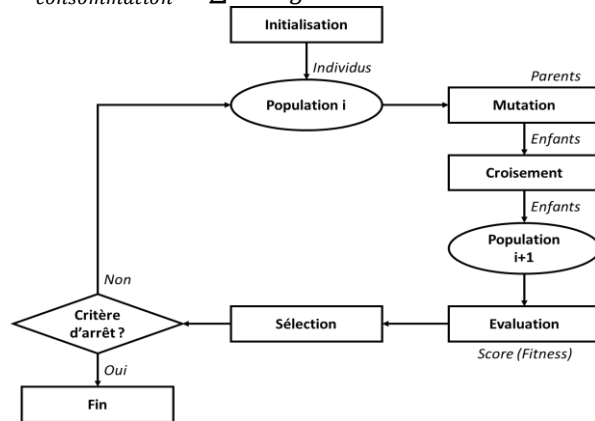


FIGURE 3. Principe général de fonctionnement d'un algorithme évolutionnaire

III. Cas d'étude

Pour valider expérimentalement la plateforme SBcP, un bâtiment test a été étudié. Il s’agit d’un module de type Algéco de 6,22m de longueur, 2,44m de largeur, de 2,5m de hauteur sous plafond et d’une surface de 15m². Il est situé sur le parking du campus de Béthune (Pas de calais). Dans ce bâtiment les données suivantes sont disponibles (pas de temps de 15 minutes) : température intérieure, température extérieure et rayonnement solaire. Ces données sont complétées par les

prévisions météo de deux sources différentes. La première source (SoDa) permet d’obtenir un large panel de données météo (e.g., composantes du rayonnement solaire, température extérieure, vitesse du vent, etc.) et la deuxième source (StormGlass) permet d’obtenir uniquement la température extérieure et l’humidité relative. Les données météo sont mises à jour toutes les 4 à 6 heures et couvrent une période allant de 24 à 72 heures. Ce bâtiment est chauffé en utilisant un radiateur électrique de 1000W.

En suivant l’approche décrite dans la section II, les prédicteurs suivants sont sélectionnés : les températures et les humidités relatives extérieures des différentes sources, le rayonnement global par ciel clair, le rayonnement réfléchi et la puissance de chauffage. En utilisant ces prédicteurs, deux modèles de prédiction de la température intérieure sont mis en place : Un modèle initial en utilisant uniquement les données instantanées et un modèle optimisé en intégrant en plus les données historiques. Les données historiques sont les valeurs enregistrées aux instants précédents (e.g., à l’heure précédente, etc.). Une étude paramétrique a permis de conclure que l’historisation optimale pour ce bâtiment est de 4 heures (Abdellatif, 2021). Autrement dit, le modèle prend en compte les données instantanées et les données historiques de h (heure)-1, $h-2$, $h-3$ et $h-4$. De plus, le modèle prédit la température intérieure d’une façon itérative. A chaque itération, la température entre l’instant h et $h+24$ est prédite en s’appuyant à la fois sur les données instantanées et les données historiques. En ce qui concerne la température intérieure, la valeur prédite à l’instant h est utilisée comme donnée historique à l’instant $h+1$. Ensuite, la température intérieure entre l’instant $h+1$ et $h+25$ est prédite. Dès que la valeur mesurée est disponible, elle vient remplacer la valeur prédite. Le modèle initial (FIGURE 4) permet de prédire la température intérieure avec une RMSE moyenne de $2,5^{\circ}\text{C}$ tandis que le modèle optimisé (FIGURE 5) permet d’avoir une RMSE moyenne de $1,5^{\circ}\text{C}$.

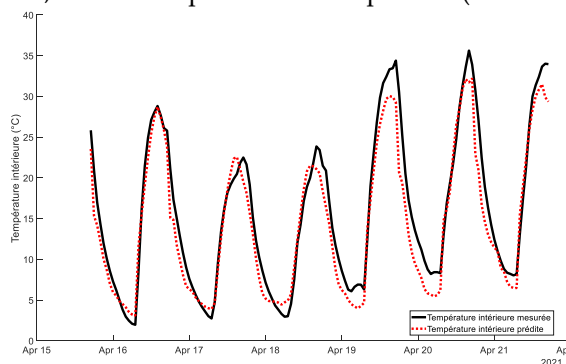


FIGURE 4. Température intérieure prédite Vs température intérieure mesurée (modèle initial)

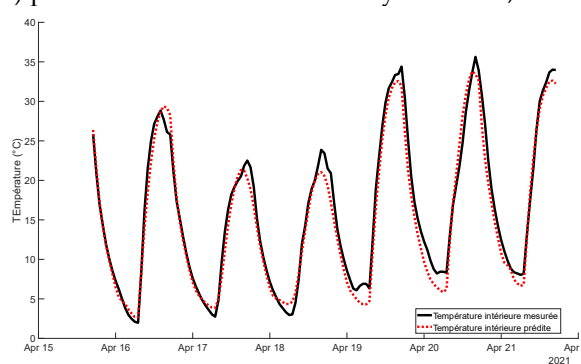


FIGURE 5. Température intérieure prédite Vs température intérieure mesurée (modèle optimisé)

Après avoir mis en place un modèle capable de prédire la température intérieure avec une RMSE moyenne de $1,5^{\circ}\text{C}$ sur un horizon de 24 heures et avec un pas de temps d’une heure, la plateforme SBcP est déployé sur le bâtiment test entre le 3 mai et le 24 mai 2021. Chaque 30 minutes la plateforme permet d’obtenir une séquence de commande optimale du chauffage sur un horizon de 24 heures avec un pas de temps d’une heure. Autrement dit, la séquence de commande est mise à jour 2 fois par heure. Cela permet de mettre à jour le modèle de prédiction et d’actualiser la température intérieure prédite au fur et à mesure. Un zoom sur la période allant du 3 mai au 11 mai 2021 est présenté sur la figure X et la figure Y. Il peut être constaté que la température intérieure respecte globalement l’intervalle de confort fixé par l’utilisateur, entre 20°C et 24°C pendant les heures d’occupation entre 8 :00 et 18 :00, sauf à partir du 8 mai où une forte montée de la température extérieure (25°C) est enregistrée (intersaison). En l’absence d’un système de rafraîchissement la

plateforme ne peut pas résoudre ce problème d'inconfort. Cela donc ne met pas en cause les capacités de la plateforme à piloter le chauffage d'une façon anticipative.

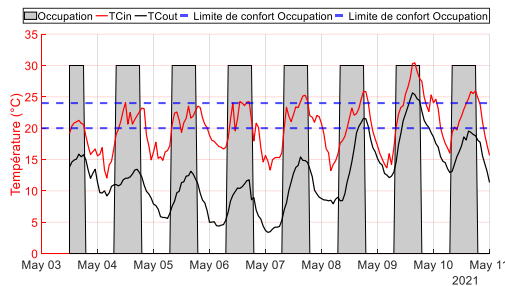


FIGURE 6. Evolution des températures intérieure et extérieure mesurées (zoom sur 8 jours)

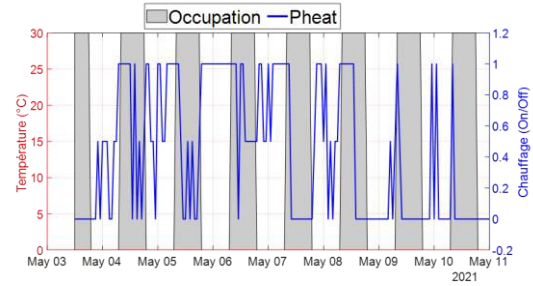


FIGURE 7. Evolution de la puissance de chauffage mesurées (zoom sur 8 jours)

D'une façon plus globale, sur toute la période étudiée (21 jours), la plateforme SBcP a permis d'assurer le confort pendant 67% des heures d'occupation et pendant 76% des heures d'occupation si l'utilisateur accepte une tolérance de $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$.

IV. Conclusion

Dans cet article une méthode de pilotage anticipatif des systèmes CVC des bâtiments est présentée. En s'appuyant sur cette méthode, une plateforme baptisée SBcP est mise en place et déployée sur un bâtiment expérimental situé à Béthune (Pas-de-calais). Elle est composée principalement de 2 modules. D'une part, un module permettant de prédire la température intérieure avec une erreur RMSE d'environ $2,5^{\circ}\text{C}$ et d'environ $1,5^{\circ}\text{C}$ après intégration des données historiques. De plus, le modèle de prédiction utilisé est auto-ajustable et valable tout au long de l'année. D'autre part, un module d'optimisation capable d'identifier l'ensemble de solution optimale en fonction de deux critères : le confort thermique et la consommation énergétique. Cela permet à l'utilisateur de choisir parmi cet ensemble, la solution qui correspond le plus à son besoin.

La plateforme a été testée sur une période de 21 jours, allant du 3 mai au 24 mai 2021. Malgré la période étudiée, l'intersaison, le confort thermique a été assuré pendant 67% des heures d'occupation et pendant 73% des heures d'occupation si une tolérance de $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$ est considérée. Toutefois, les 33% (ou les 27%) restants ne mettent pas forcément en question les capacités de la plateforme à anticiper le confort thermique, car d'une part, il s'est avéré que le bâtiment étudié est particulièrement difficile à traiter en raison de son inertie extrêmement faible. D'autre part, durant la période étudiée, des températures extérieures excédant les 20°C ont été enregistrées et donc en l'absence d'un système de refroidissement la plateforme n'a pas les capacités de garantir le confort thermique.

Pour conclure, ce travail a permis de développer une méthode de contrôle anticipatif des systèmes CVC qui s'appuie sur un modèle de type boîte noire capable de prédire la température intérieure avec une erreur RMSE de $1,5^{\circ}\text{C}$. La validation expérimentale de cette plateforme ouvre la voie vers l'étude d'un bâtiment réel afin d'investiguer la reproductibilité des performances de cette dernière en incluant l'occupation et le ressenti des usagers.

REFERENCES

- Abdellatif, M., 2021. Optimisation dynamique du confort thermique et de la consommation énergétique , approche guidée par les données. Université d'Artois.
- Abdellatif, M., Chamoin, J., Nianga, J., Defer, D., 2020. Prédiction de la température par régression linéaire multiple : application pour le bâtiment 38, 1–5.
- Abdellatif, M., Chamoin, J., Nianga, J.M., Defer, D., 2022. A thermal control methodology based on a machine learning forecasting model for indoor heating. *Energy Build.* 255, 111692. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111692>
- Abdou, W., Bloch, C., Charlet, D., Spies, F., 2015. Algorithme génétique multi-objectifs adaptatif.
- Bourdeau, M., Nefzaoui, E., Guo, X., Chatellier, P., 2019. Modeling and forecasting building energy consumption : A review of data- driven techniques. *Sustain. Cities Soc.* 48, 101533. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101533>
- Carli, R., Cavone, G., Othman, S. Ben, Dotoli, M., 2020. IoT based architecture for model predictive control of HVAC systems in smart buildings. *Sensors (Switzerland)* 20. <https://doi.org/10.3390/s20030781>
- Costa, A., Pietrobon, M., Messervey, T., 2019. HiT2GaP project: Highly Innovative building control Tools Tackling the energy performance gap. *E3S Web Conf.* 111. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/201911105023>
- European Commission, 2014. 2030 climate and energy goals for a competitive , secure and low-carbon EU economy. Press Release.
- Fanger, P.O., 1970. Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering. Copenhagen: Danish Technical Press.
- Foucquier, A., Robert, S., Suard, F., Stéphan, L., Jay, A., 2013. State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 23, 272–288. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.004>
- Fumo, N., 2014. A review on the basics of building energy estimation. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 31, 53–60. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.11.040>
- Kallab, L., Chbeir, R., Bourreau, P., Brassier, P., Mrissa, M., 2017. HIT2GAP: Towards a better building energy management. *Energy Procedia* 122, 895–900. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.07.399>
- Lig'Air, 2022. Savez-vous le temps que vous passez dans des lieux clos ? [WWW Document]. URL www.ligair.fr/faq/savez-vous-le-temps-que-vous-passez-dans-des-lieux-clos
- Ministère de la transition écologique, 2022. Consommation d'énergie par usage du tertiaire [WWW Document]. URL www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/consommation-

denergie-par-usage-du-tertiaire

Ministère de la transition écologique, 2016. Énergie dans les bâtiments.

Reynolds, J., Hippolyte, J.L., Rezgui, Y., 2018. A smart heating set point scheduler using an artificial neural network and genetic algorithm. 2017 Int. Conf. Eng. Technol. Innov. Eng. Technol. Innov. Manag. Beyond 2020 New Challenges, New Approaches, ICE/ITMC 2017 - Proc. 2018-January, 704–710. <https://doi.org/10.1109/ICE.2017.8279954>

Ribault, C., 2019. Méthode d'optimisation multicritère pour l'aide à la conception des projets de densification urbaine. INSA Lyon, Thèse,.

Rivallain, M., 2013. Etude de l'aide à la décision par optimisation multicritère des programmes de réhabilitation énergétique séquentielle des bâtiments existants. Université Paris-Est, Thèse,.

Široký, J., Oldewurtel, F., Cigler, J., Prívará, S., 2011. Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient building heating system. Appl. Energy 88, 3079–3087. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.03.009>

Srinivas, N., Deb, K., 1994. Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms. Evol. Comput. 2, 221–248. <https://doi.org/10.1162/evco.1994.2.3.221>

Srinivasan, S., Ramakrishnan, S., 2011. Evolutionary multi objective optimization for rule mining: A review. Artif. Intell. Rev. 36, 205–248. <https://doi.org/10.1007/s10462-011-9212-3>

UCL Energy Institute, 2013. Summary of Audits Performed on CarbonBuzz by the UCL Energy Institute 1.

Yuce, B., 2012. Novel Computational Technique for Determining Depth Using the Bees Algorithm and Blind Image Deconvolution. Cardiff Univ.

Zaghdoud, R., 2016. Hybridation d'algorithme génétique pour les problèmes des véhicules intelligents autonomes : applications aux infrastructures portuaires de moyenne taille. Ecole Centrale de Lille, Thèse,.