



## Optimisation de l'air conditionné par machine learning

Gilles GUERASSIMOFF, Ghassene JEBALI, Therese PEFFER

Mines ParisTech, Centre de Mathématiques Appliquées, CS 10207, Sophia Antipolis Cedex

Berkeley Energy and Climate Institute, University of California at Berkeley, USA)

Gilles.guerassimoff@mines-paristech.fr, ghassen.jebali@mines-paris.org, theres.peffer@uc-ciee.org)

**Résumé :** L'objectif de cet article est d'utiliser les données fournies par un réseau de capteurs via des méthodes de machine learning afin de contrôler les services d'un bâtiment automatiquement et intelligemment tout en tenant compte non seulement ses propriétés physiques, mais aussi de son utilisation réelle et du confort des occupants. La méthodologie et l'expérimentation sont d'abord exposées. Ensuite, les premiers résultats de l'implémentation d'une loi de commande prédictive au sein du bâtiment qui sert de test à l'Université de Berkeley sont présentés. Une baisse significative de la consommation d'énergie relative à l'usage de l'air conditionné est mesurée et son extrapolation à l'ensemble du bâtiment montre un potentiel d'efficacité réel.

**Mots clés :** Bâtiment intelligent, efficacité énergétique, machine learning.

### 1 Introduction

La consommation mondiale d'énergie augmente constamment alors que les ressources énergétiques sont de moins en moins disponibles. Par conséquent, l'optimisation de la consommation d'énergie est devenue une priorité. Dans un bâtiment résidentiel moderne, la CVC (Chauffage, Ventilation, Climatisation) consomme plus de la moitié de la consommation totale. Dans les bâtiments commerciaux, la CVC, l'éclairage et les appareils électriques peuvent atteindre 85%.

Ainsi, pour réduire la consommation d'énergie dans les bâtiments, plusieurs solutions peuvent être explorées, telles que le renforcement de l'isolation thermique ou le développement de systèmes de production d'énergie à haut rendement. De nombreux efforts ont été faits pour trouver les nouvelles approches pour gérer la consommation d'énergie dans les bâtiments. Dans cette optique, la gestion intelligente de ces consommations est une préoccupation majeure pour les fournisseurs et consommateurs d'énergie. Dans ce contexte, il est nécessaire d'aller au-delà des systèmes de contrôle traditionnels basés sur les instructions simples d'utilisateurs.

### 2 Méthodologie

La méthodologie utilisée dans ce travail est basée sur l'utilisation des données pour l'élaboration d'algorithmes. L'objectif de cet algorithme est d'utiliser différentes variables qui influencent la consommation d'énergie d'un bâtiment pour en améliorer ses performances. Nous utiliserons les données issues d'un bâtiment du campus de l'Université de Berkeley en Californie. Il s'agit du Sutardja Dai Hall qui abrite différents open-spaces, des bureaux individuels ainsi qu'un laboratoire de Nano-fabrication.



Figure 1: Façade Est du bâtiment Sutardja Dai Hall de l'Université de Berkeley

Nous nous sommes concentrés sur un étage du bâtiment dans le cadre de notre expérimentation. Il s'agit du 4<sup>e</sup> étage qui est constitué de bureaux et open-spaces. La surface de l'étage est de presque 1400 m<sup>2</sup> d'espace aménageable avec un peu plus de 930 m<sup>2</sup> d'espaces ouverts pour un travail collaboratif et de 19 bureaux privés d'une surface d'environ 260 m<sup>2</sup>.

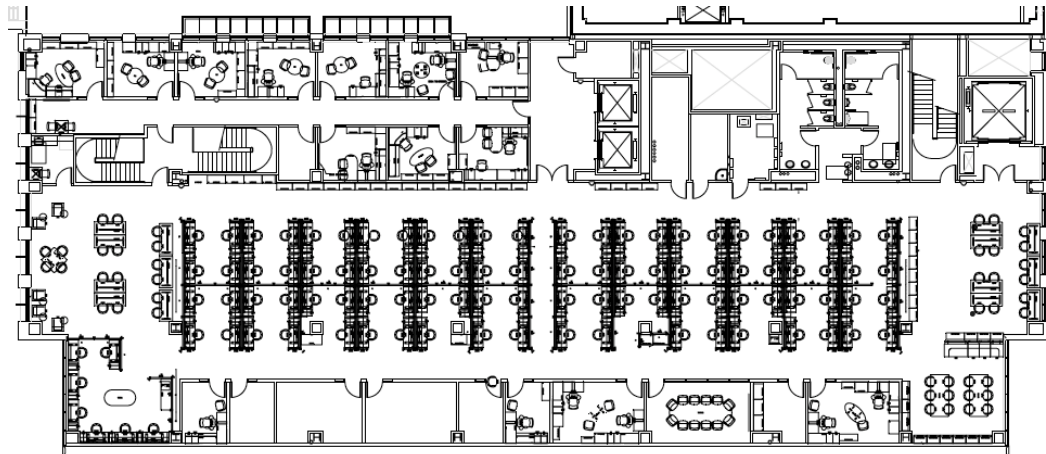


Figure 2: Plan du 4e étage

La méthodologie nous ayant conduit à l'élaboration de notre modèle de contrôle prédictif a débuté par l'acquisition des données de consommation et de prévisions météorologiques et abouti à l'envoi des consignes de pilotage des bouches à débit d'air variable (VAV) afin d'assurer le meilleur compromis entre confort et consommation d'énergie.

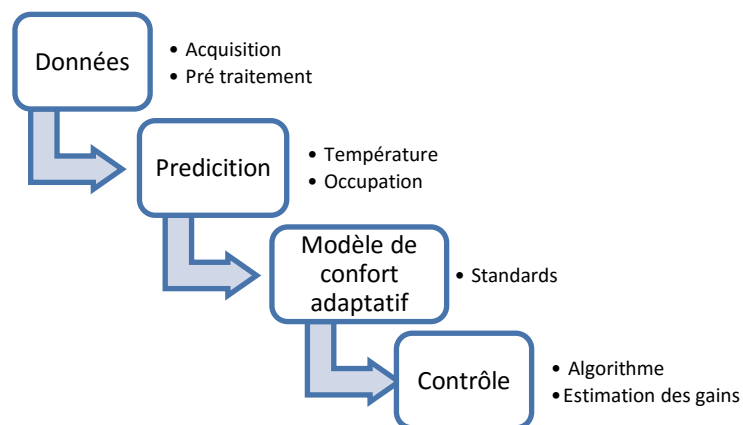


Figure 3: Schéma de la méthode de contrôle

L'algorithme commence par interroger la base de données pour récupérer et prétraiter celles nécessaires à l'établissement des prédictions. Il applique alors des techniques de machine learning pour prédire la température à court terme et essaye d'identifier le taux d'occupation. La deuxième phase consiste à appliquer les standards ASHRAE (American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers) pour que les températures soient en accord avec les standards en vigueur dans le secteur du tertiaire. La dernière phase de l'algorithme consiste à déterminer les paramètres maximisant les économies d'énergies tout en restant dans le domaine acceptable des conditions de confort. Pour parvenir à ce résultat, l'algorithme doit avoir accès en temps réel aux données récoltées et stockées dans la base de données SMAP [1] ainsi qu'aux prévisions météorologiques disponibles dans la base Wunderground. Enfin, avec la température prédite, une estimation de l'occupation de la zone, les prévisions météorologiques et un respect des conditions ASHRAE, l'algorithme établit les ordres à envoyer au système VAV.

## 2.1 Réseau de capteurs et données

La première partie de la méthode a consisté à récolter les données nécessaires. Cependant, un premier pré traitement est nécessaire afin de les rendre compatible avec l'algorithme de prédiction. En effet, l'énergie consommée par le 4<sup>e</sup> étage pris comme site d'expérimentation n'est pas accessible directement. Certains calculs sont nécessaires à son extraction.

Chaine d'acquisition et de traitement est la suivante :

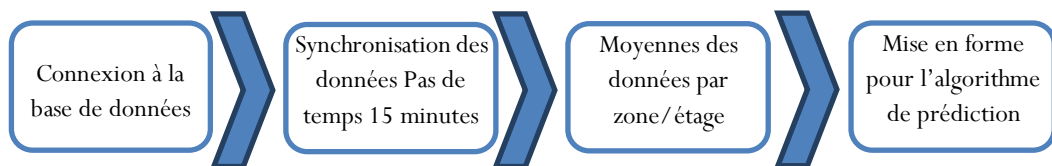


Figure 4: Étapes de l'acquisition et du traitement des données

Afin de traiter les données, nous devons les récupérer à partir d'une connexion au serveur SMAP. Les données issues des différents capteurs correspondent au vecteur des données suivantes :

- Température de consigne des systèmes VAV
- Température interne mesurée
- Humidité
- Concentration de CO<sub>2</sub>
- Consommation d'énergie (méthode de calcul décrite dans la suite)
- Calendrier (permet d'identifier jour/nuit, Semaine/WE ...)
- Saison (permet d'identifier le mode Chauffage/climatisation)
- Dissipation d'énergie humaine
- Température extérieure

La quantité et la qualité des données doit être évaluée car elle affectera la précision des prédictions et de l'efficacité du contrôle. Les données n'étant pas forcément synchronisées et peuvent aussi présenter certaines valeurs aberrantes, nous avons dû effectuer un compromis entre quantité et qualité. Plus la quantité est importante plus les erreurs sont importantes. Pour effectuer cette synchronisation et obtenir le meilleur compromis entre pertinence et perte d'information nous avons choisi un pas de temps de 15 minutes. Finalement nous retenons 73 jours de données correspondant à 7053 points pour le vecteur d'entrée. Le vecteur de sortie est mis en forme de façon à ce qu'il puisse servir d'entrée au pas de temps suivant. Les données sont sauveées dans un dictionnaire pour pouvoir être vérifiées.

## 2.2 Estimation de la consommation d'énergie

Comme nous n'avons pas la mesure de la quantité d'énergie consommée pour les usages du 4<sup>e</sup> étage, nous devons identifier les 3 usages principaux de l'étage concerné :

$$\text{Consommation d'énergie} = \text{HVAC} + \text{Lumière} + \text{Prises} \quad (1)$$

Les usages lumière et prises étant directement renseignés par des compteurs dédiés au 4<sup>e</sup> étage, nous n'avons pas de calcul particulier à effectuer. Les données sont prises directement à partir de SMAP.

Un recensement des prises a été effectué en 2011 et a abouti à 240 prises au 4<sup>e</sup> étage du bâtiment ayant pour équipements connectés des ordinateurs, imprimantes, lampes de bureau, bouilloires, réfrigérateurs, machines à café, ventilateurs, chauffages. Le ruban de charge minimum s'est établi autour de 2,6 kW durant les weekends et la nuit et autour de 4,5 kW pendant la journée. Nous pouvons apprécier la courbe de charge de ces équipements sur la figure ci-après.

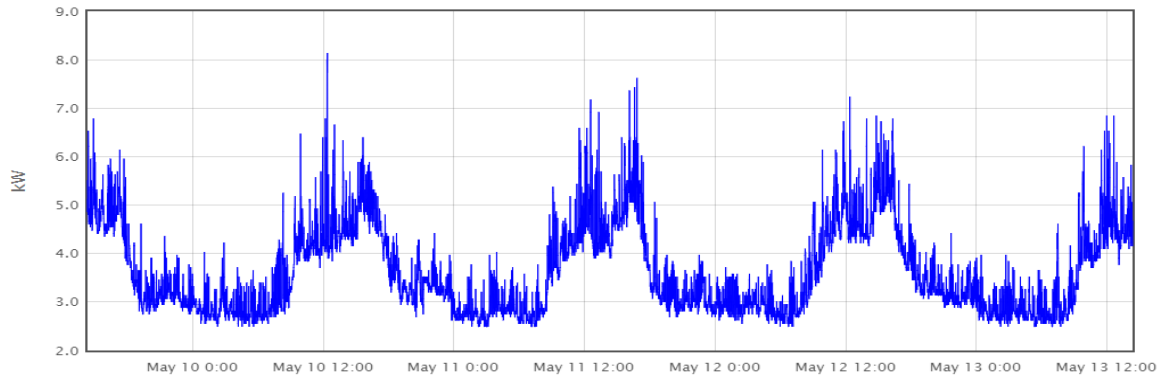


Figure 5: consommation des prises du 4<sup>e</sup> étage du bâtiment

Les luminaires sont composés de doubles interrupteurs dans les bureaux avec des plafonniers de 2x2 tubes fluorescents. Les open-spaces quant à eux sont équipés de suspensions de 2x4 tubes fluorescents. La charge de ces luminaires oscille entre 6 et 8 kW la journée et tend à s'annuler la nuit. Nous pouvons voir un exemple de courbe de charge de ces luminaires sur la figure ci-après :

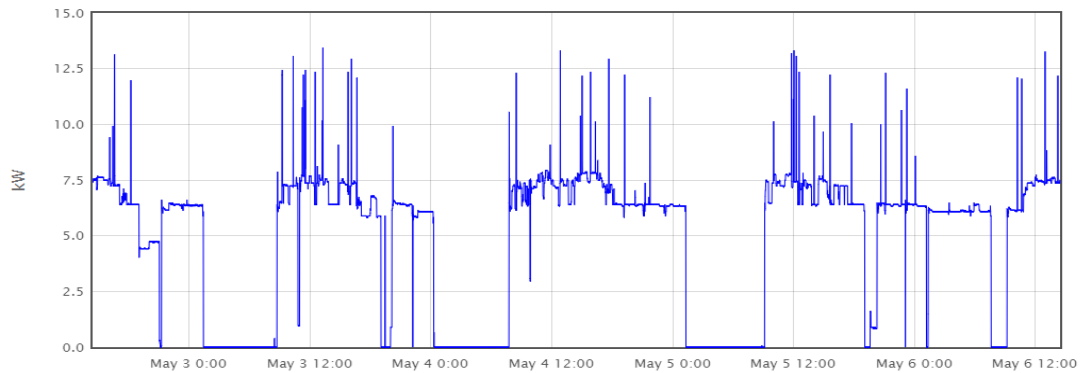


Figure 6: consommation des luminaires du 4<sup>e</sup> étage du bâtiment

Concernant maintenant les charges dues au chauffage, ventilation et climatisation, le calcul s'avère plus complexe car nous ne possédons pas de comptage par étage du bâtiment. La mesure est disponible pour le bâtiment dans son ensemble soit pour ses 13.000 m<sup>2</sup>.

Afin d'évaluer la consommation de notre 4<sup>e</sup> étage dédié à notre expérimentation, nous avons pris en considération les compteurs au niveau des VAV de l'étage dont nous pouvons apprécier la répartition sur la figure ci-après :

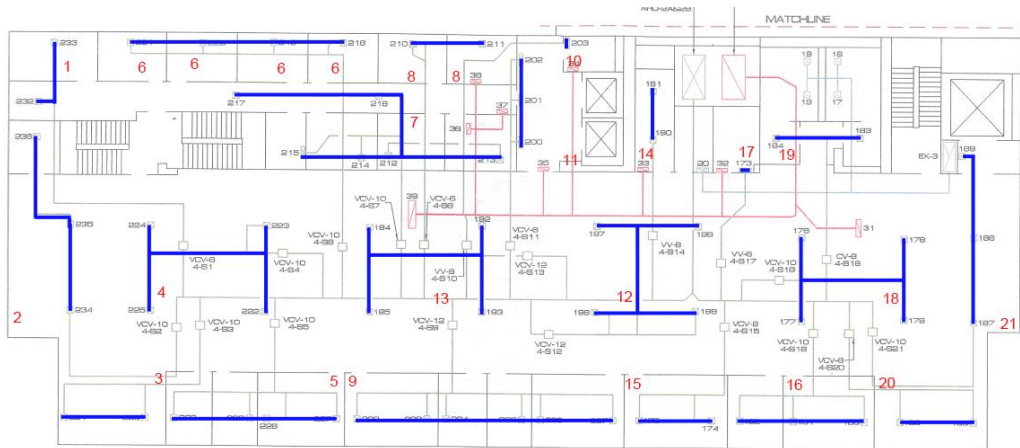


Figure 7: localisation des VAV du 4<sup>e</sup> étage du bâtiment

La consommation induite par les ventilations est égale à la somme des flux d'air engendrés par les 21 VAV de l'étage. On définit le Ratio comme la part des flux d'air dédiés au 4<sup>e</sup> étage comme suit :

$$Ratio = \frac{\sum Flux\ d'air\ 4e\ étage}{Flux\ d'air\ total\ de\ la\ CTA} \quad (2)$$

Nous en déduisons ainsi les puissances de ventilation et de Chauffage/climatisation pour notre étage.

$$Puissance\ de\ ventilation = Puissance\ totale\ ventilateurs * Ratio \quad (3)$$

$$Puissance\ de\ climatisation = Consommation\ des\ batteries\ chaude\ et\ froide * Ratio \quad (4)$$

## 2.3 Prédiction et traitement des données

### 2.3.1 Machine learning pour optimiser la consommation d'énergie

Comment gérer intelligemment l'énergie consommée au sein d'un bâtiment ? Une des solutions consiste à utiliser les données issues des capteurs présent au sein du bâtiment et d'appliquer des techniques d'apprentissage machine (machine learning) afin d'élaborer des lois de commande s'adaptant au comportement du bâtiment intégrant ses équipements et son personnel minimisant les consommations tout en maintenant un confort en adéquation avec les normes locales en vigueur dans le secteur tertiaire.

Basiquement, le machine learning utilise des méthodes de découverte de relations entre les variables mesurées. Dans le cas du bâtiment, ces variables sont typiquement des séries temporelles représentant des températures, puissances consommées, présences humaines...

Les méthodes d'apprentissage sont le fondement des algorithmes et sont essentiellement basées sur l'établissement de relations de minimisation ou maximisation d'un critère entre les variables du système. En général, nous trouvons deux grandes catégories de méthodes d'apprentissage : supervisé dont la structure attendue est connue ou non supervisé dont on doit découvrir une structure uniquement à partir des données de départ [2], [3]. Une autre différence majeure est faite entre les problèmes de régression et ceux de classification. Pour les problèmes de prédiction d'une variable quantitative, nous utiliserons des méthodes de régression alors que pour les variables qualitatives nous choisirons les méthodes de classification.

Dans le cas qui nous concerne, nous nous sommes focalisés sur 3 les méthodes les plus utilisés dans de nombreux domaines :

- Les SVN : Support Vector Machine (Machine à vecteurs support)
- Les K-NN : K-Nearest Neighbors regression (régressions des k plus proches voisins)
- Les BRR : Bayesian Ridge Regression (régression d'arête bayésienne)

Nous appliquerons ces 3 méthodes afin de déterminer la plus pertinente pour la prédiction court terme de la température intérieure à notre 4<sup>e</sup> étage.

### 2.3.2 Prédiction de la température intérieure

Cette prédiction est cruciale dans l'élaboration de notre algorithme visant à minimiser les consommations d'énergie tout en maintenant un confort acceptable. Ce sujet génère de très nombreuses publications. Par exemple, la comparaison de méthodes comme les réseaux de neurone avec des modèles linéaires de profils de températures journalières a été conduite par Hippert [4], la prédiction de température intérieure a aussi été abordée par Mechaqrane [5] ou Bertil [6]. Les performances de méthodes prédictives sont aussi comparées par Fernando [7]. A la lumière de ces références, nous nous sommes recentrés sur les 3 méthodes cités précédemment (SVN, K-NN, BRR).

Nous avons décidé de choisir un horizon de prédiction d'une heure. En effet, avec ce type de production de chaleur ou de froid (air pulsé), cet horizon est suffisant pour parvenir à la consigne dans l'intervalle de variation compatible avec les contraintes de confort.

Le vecteur des entrées utilisées pour réaliser la prédiction de température intérieure est le suivant :

- Température intérieure
- Puissance de chauffage ou de refroidissement
- Puissance des prises
- Puissance des luminaires
- Consigne de température des VAV
- Température extérieure
- Calendrier d'occupation
- Puissance due à l'occupation humaine

Pour la construction du modèle de prédiction et sa validation, nous avons scindé les données recueillies en deux jeux. Un jeu pour l'entraînement du modèle et un jeu pour sa validation et évaluer la précision de chacune des trois méthodes évaluées. Nous avons constitué un premier jeu de 6000 valeurs sur un total de 7053 disponibles et le deuxième jeu de 1053 a été utilisé pour évaluer la performance du modèle.

Le tableau ci-après montre la performance de chaque modèle pour une prédiction de température intérieure à une heure.

*Tableau 1 : performance des algorithmes de prédiction*

	Erreur moyenne (°C)	RMSE (°C)	Erreur maximum (°C)
SVM	0,09	0,12	0,48
K-NN	0,19	0,24	0,93
BRR	0,07	0,09	0,34



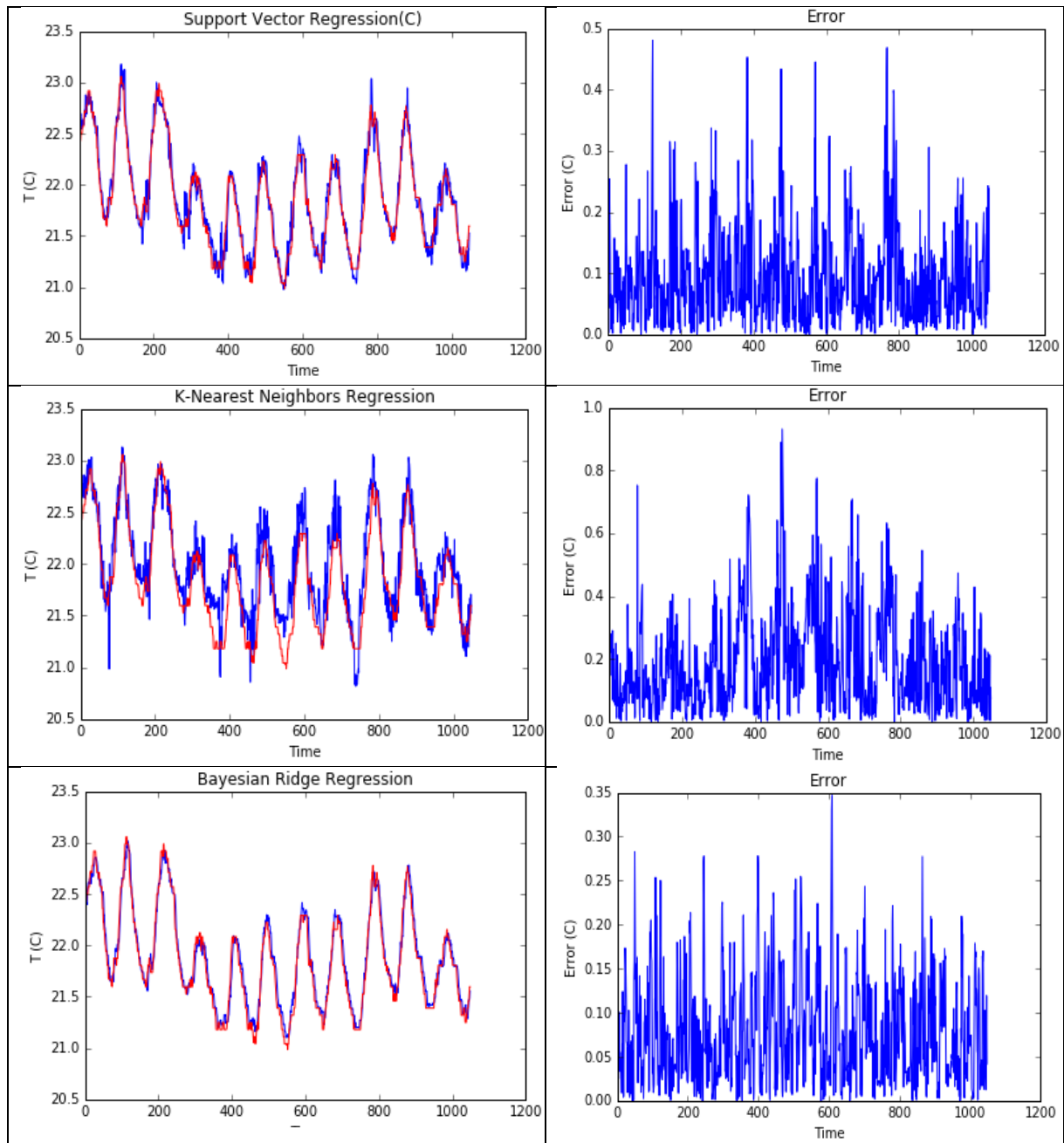


Figure 8 : performance des algorithmes de prédiction

Nous voyons que la régression crête bayésienne (BRR) présente les meilleurs résultats. Nous avons donc décidé d'implémenter cette méthode de prédiction dans nos algorithmes de contrôle.

### 2.3.3 Détermination de l'occupation du bâtiment

Le nombre de personnes présentes dans le bâtiment étant crucial pour l'obtention d'un contrôle performant, il faut que nous puissions obtenir des données fiables et précises pour l'évaluer. Les capteurs de présence installés dans le bâtiment (capteurs de  $\text{CO}_2$ ) donnent une précision et une fiabilité suffisante pour évaluer l'occupation d'une zone, cependant, dans le cadre de notre expérimentation, ils ne sont pas suffisamment robustes dans la fréquence d'acquisition des données. En effet, il s'est avéré qu'ils se déconnectaient trop souvent pour que l'on puisse prendre ces données systématiquement. Nous les utiliserons pour conforter une situation envisagée comme critique (forte présence que nous pourrions alors corroborer avec une forte concentration en  $\text{CO}_2$ ).

Suite au recensement des personnels de 2011, nous avons pris un effectif de 23 à 29 personnes dans l'open-space et 6 à 8 personnes dans les bureaux privés aux heures de présence pendant la journée.

Les données prises en considération pour le calcul de l'occupation du 4<sup>e</sup> étage du bâtiment sont finalement :

- Le calendrier d'occupation
- L'heure
- Taux de CO<sub>2</sub>
- Le recensement des personnels

Le calcul du mode d'occupation est scindé en 3 niveaux (occupé, peu occupé, inoccupé) et les transitions entre les niveaux se fait par 4 règles (T1 à T4) permettant de passer du mode inoccupé (Week-end ou jour férié) au mode peu occupé (T3) (jour de semaine avec un effectif de 15 personnes) en début et fin de journée au mode occupé (T1) (effectif de 30 personne) en milieu de journée ou si un taux élevé de CO<sub>2</sub> est détecté. Inversement la règle T2 permet de passer d'occupé à peu occupé en début et fin de journée et T4 de peu occupé à inoccupé lors du passage aux Weekends et jours fériés. Le mécanisme de cette détermination est présenté dans la figure ci-après :

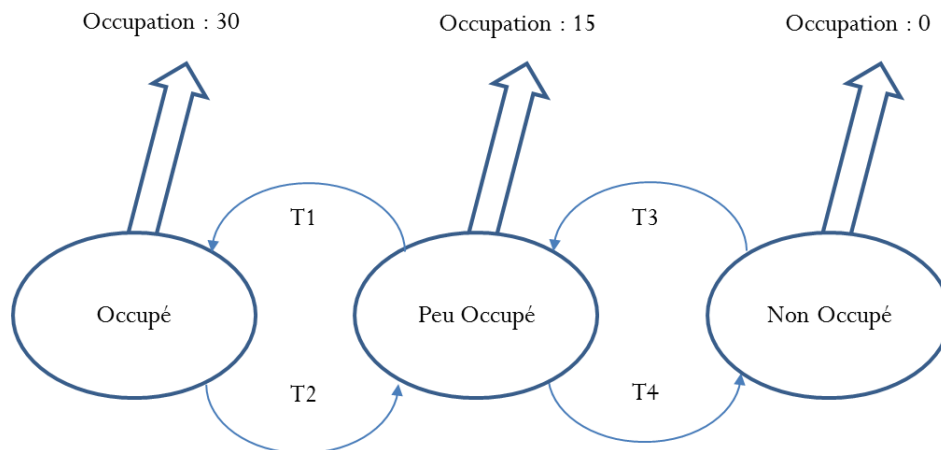


Figure 9 : schéma de détermination de l'occupation du 4e étage du bâtiment

La température intérieure et le niveau d'occupation déterminés, il nous faut maintenant déterminer les limites acceptables du confort pour être en mesure de proposer des bornes à notre contrôleur.

## 2.4 Modèle de confort adaptatif et standards

Les études sur le confort thermique sont légion et doivent prendre en considération, non seulement les facteurs psychologiques, physiologiques et culturels, mais aussi les normes en vigueur qui peuvent varier d'un pays à un autre (ASHRAE 55[8] pour les États-Unis ou EN 15251 [9] pour la France). Dans le cas qui nous concerne dans l'état de Californie, nous nous baserons sur le standard HVAC de l'ASHRAE 55. Il nous indiquera les limites qui serviront de bornes à notre contrôleur. Parmi les nombreuses références dans la littérature, Dear [10] et Nicol [11] servent de références dans l'établissement d'un modèle de confort adaptatif. Certaines de leurs conclusions ont été intégrées à l'ANSI/ASHRAE Standard 55.

Ce standard propose des gammes de conditions acceptables pour atteindre les conditions de confort des occupants, sur les températures ou vitesses d'air par exemple.

### 2.4.1 Calcul de la température

Dans notre travail nous nous sommes basé sur la température extérieure moyenne pondérée sur les 7 derniers jours donnés par la relation suivante :

$$T_{moy_n} = (1 - \alpha) \sum_{i=1}^7 \alpha^{i-1} \cdot T_{n-i} \quad (5)$$

Où  $\alpha \in [0,1]$ , les valeurs recommandées par l'ASHRAE pour  $\alpha$  sont comprises entre 0,6 et 0,9. Les valeurs élevées pour  $\alpha$  correspondent à un taux d'adaptation plus lent.

À partir de cette moyenne pondérée nous calculons les limites acceptables de notre température intérieure dans l'espace des possibles défini par les standards selon la figure ci-après



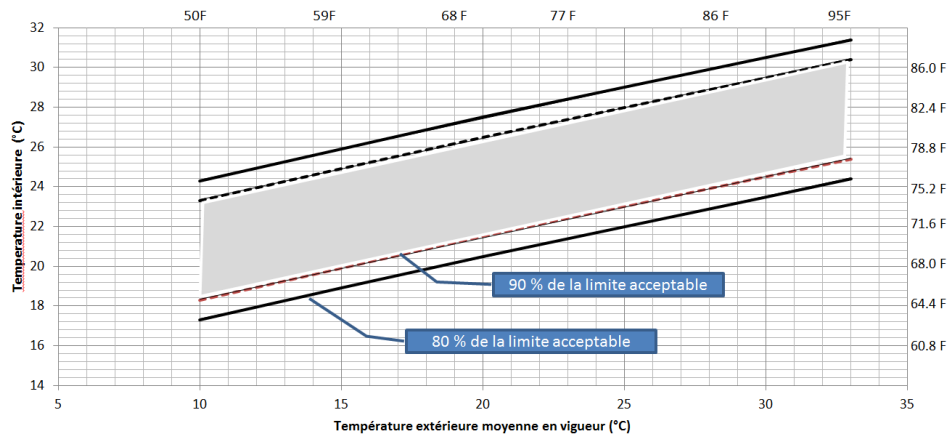


Figure 10 : détermination de la température intérieure acceptable (ASHRAE)

Nous prendrons donc comme limites pour nos calculs les deux relations suivantes :

$$\text{Limite supérieure (}^{\circ}\text{C)} = 0,31 \cdot \text{Moyenne - pondérée (}^{\circ}\text{C)} + 21,3 \quad (6)$$

$$\text{Limite inférieure (}^{\circ}\text{C)} = 0,31 \cdot \text{Moyenne - pondérée (}^{\circ}\text{C)} + 14,3 \quad (7)$$

#### 2.4.2 Calcul de la vitesse de ventilation

La vitesse de ventilation est primordiale dans l'obtention du niveau de confort voulu. En effet, les normes ASHRAE 62.1 [12] fixent les taux de renouvellement d'air minimums dans les locaux tertiaires selon de type d'activités pour le maintien d'une qualité de l'air acceptable. Ces débits imposés peuvent générer des mouvements convectifs générant des vitesses d'air pouvant pénaliser le confort des occupants. La norme définit les paramètres moyens pour le calcul du débit de renouvellement d'air  $V_{bz}$  selon de type d'activité. Nous avons retenu pour notre contrôleur la relation suivante :

$$V_{bz} = Rp \times Pz + Ra \times Az \quad (8)$$

Where:

- $Az$  : Surface nette occupée dans la zone à ventiler.
- $Pz$  : Nombre de personnes dans la zone de ventilation pour un usage typique
- $Rp$  : Taux de renouvellement d'air extérieur requis par personne : (2,5 l/s/pers pour des bureaux)
- $Ra$  : Taux de renouvellement d'air extérieur requis par unité de surface : (0,3 l/s/pers pour les bureaux)

Il ne reste plus qu'à corriger ce débit avec l'efficacité du type de système d'injection  $E_z$  (dépendant de position de la bouche de diffusion au sein de la zone) pour obtenir notre débit de soufflage effectif  $V_{oz}$  :

$$V_{oz} = \frac{V_{bz}}{E_z} \quad (9)$$

Dans notre cas d'étude (bouche de soufflage d'air froid en plafond)  $E_z = 1$

### 3 Contrôle

#### 3.1 Description et implémentation de l'algorithme

La méthodologie de calcul des entrées de notre contrôleur ayant été exposée, nous présentons maintenant l'algorithme nous servant à établir les conditions de fonctionnement du système VAV. Il existe une littérature abondante traitant des systèmes de contrôle dans les bâtiments tertiaires selon différentes méthodes. L'article de Shaikh [13] en fait une revue intéressante.

Notre approche consiste à nous baser sur le traitement des mesures des capteurs in situ pour contrôler les VAV afin de nous affranchir de l'utilisation de modèles physiques du bâtiment tout en étant le plus adapté possible à la réalité de l'usage de celui-ci.

Le diagramme ci-après montre la démarche retenue et implémentée au 4<sup>e</sup> étage de notre bâtiment réel.

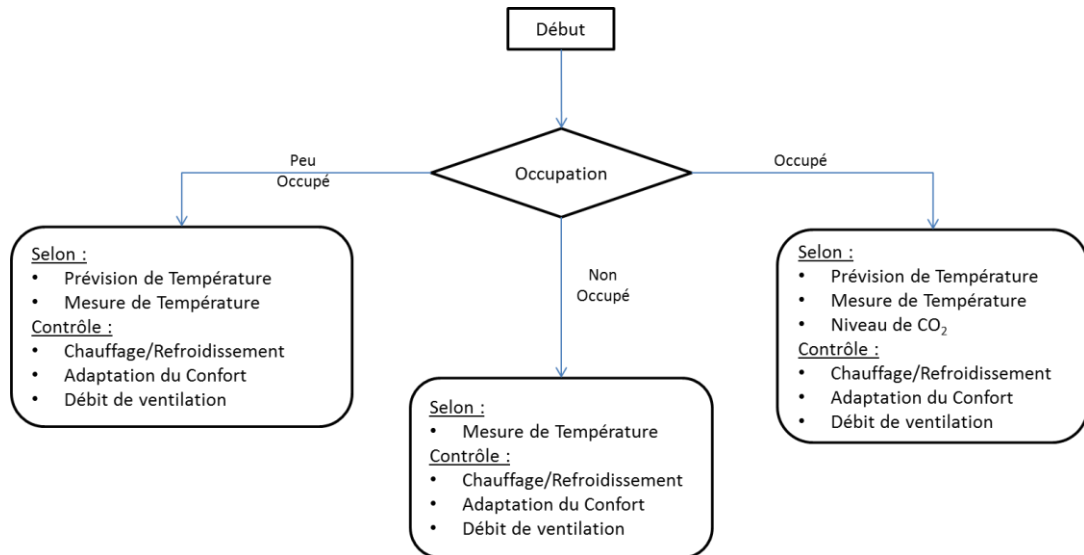


Figure 11 : Schéma simplifié de l'algorithme de contrôle

L'implémentation de notre contrôleur adaptatif a été réalisée sur un PC central reliés aux éléments suivants :

- Serveur SMAP qui concentre les données provenant des capteurs présents dans le bâtiment (par connexions http),
- Serveur de données externe de prévisions météorologiques (connexion http)
- Système de gestion technique centralisé du bâtiment (serveur Siemens), seule entité capable d'adresser les VAV (par protocole Bacnet).

Cette étape a été cruciale pour le test de nos algorithmes car il a fallu prévoir toutes les sécurités nécessaires sur un bâtiment réel afin de ne pas entraver son bon fonctionnement qui pourrait être dû à des défaillances de notre nouveau système. Des modes de secours selon 4 niveaux ont été implémentés.

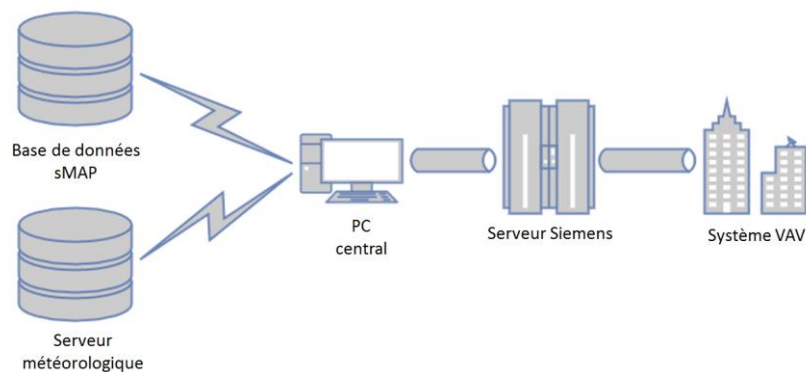


Figure 12 : Schéma simplifié de l'implémentation de l'algorithme de contrôle

### 3.2 Test et estimation des gains

Une fois l'implémentation de l'algorithme de contrôle des VAV réalisé, nous avons vérifié son bon fonctionnement et sa pertinence en termes d'économies réalisés sur un unique VAV. Pour évaluer sa performance, nous comparons deux semaines consécutives, l'une avec le contrôle adaptatif en route et l'autre sans l'utilisation de ce nouvel algorithme.

L'énergie consommée par un VAV est alors estimée par un calcul thermique de la forme :

$$E_{estimée} = Cp \cdot DébitVAV \cdot \Delta t \cdot |T_{cons} - (T_{VAV} + T_{Prises} + T_{Humain} + T_{lum})| \quad (10)$$

Les différences de températures équivalentes nécessaires à l'évaluation des besoins en énergie de la zone considérée ont été calculées à partir de la puissance mesurée (pour les prises et la lumière) ou estimée (pour l'occupation) :

$$T_{prises} = \frac{P_{prises} \cdot \Delta t}{Cp \cdot V} \quad (11)$$

$$T_{lum} = \frac{P_{lum} \cdot \Delta t}{Cp \cdot V} \quad (12)$$

$$T_{Humain} = \frac{P_{Humain} \cdot \Delta t}{Cp \cdot V} \quad (13)$$

Avec :

- $Cp$ : Capacité thermique de l'air
- $DébitVAV$  : Débit du VAV mesuré
- $P_{prises}$  : Puissance mesurée des prises de la zone
- $P_{lum}$  : Puissance mesurée des luminaires de la zone
- $P_{Humain}$  : Puissance estimée due à la présence humaine dans la zone
- $\Delta t$  : pas de temps
- $T_{cons}$  : Température de consigne
- $T_{VAV}$  : Température d'air injecté par le VAV
- $T_{prises}$  : différence de température équivalente générée par les usages de prises
- $T_{Humain}$  : différence de température équivalente générée par la présence humaine
- $T_{lum}$  : différence de température équivalente générée par l'usage des luminaires
- $V$  : Volume de la zone

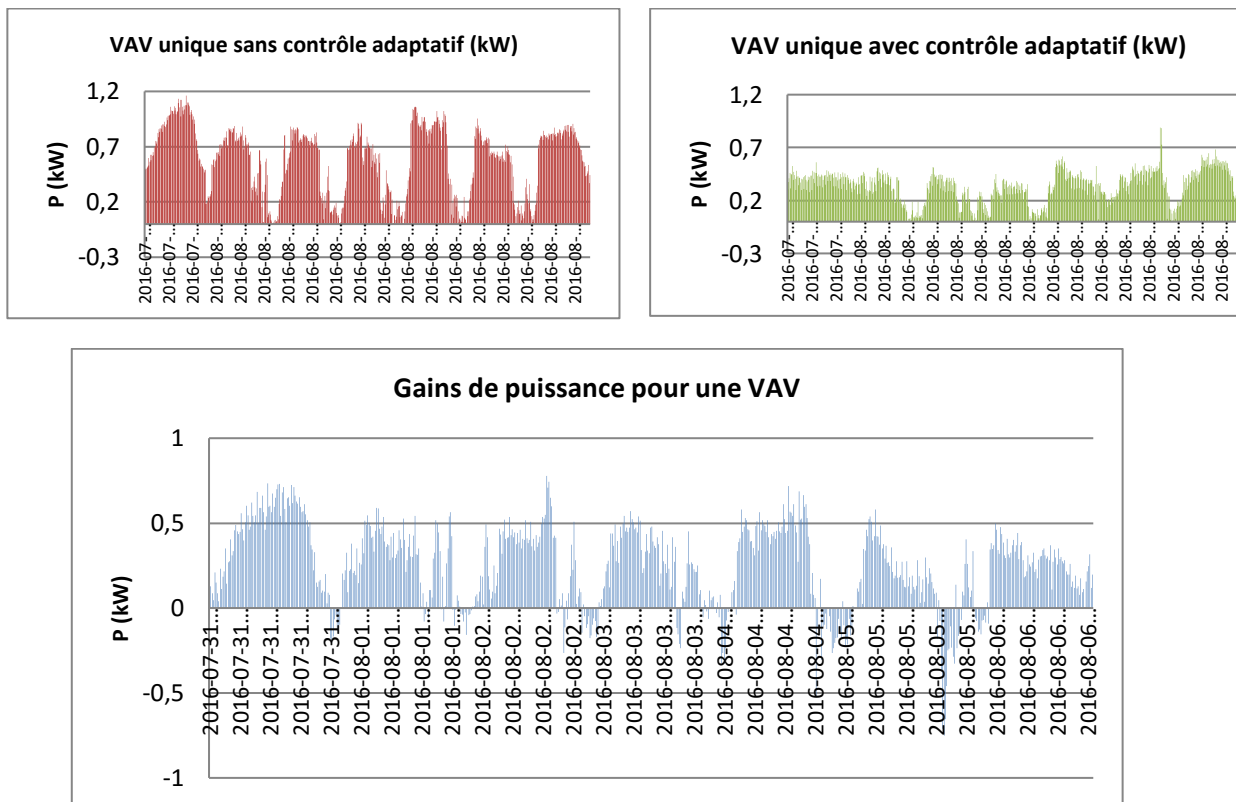


Figure 13 : Puissances pour une VAV avec et sans contrôle prédictif, et gains obtenus

Les premiers essais montrent qu'une économie de près de 42% est atteignable pour une VAV (41,5 kWh par semaine par VAV). Ce potentiel de gain est important car le contrôle prédictif prend en considération les périodes de non occupation pendant lesquelles il réduit au minimum la température acceptable dans la zone, ce qui n'était pas le cas avant.

Afin d'évaluer le gain potentiel de l'implémentation de ce type de contrôle prédictif sur l'ensemble du bâtiment, nous avons calculé les gains totaux en appliquant les prix de l'électricité en Californie.

Nous pouvons estimer la borne supérieure des économies mensuelles réalisables en multipliant par le nombre total de VAV installés dans le bâtiment qui s'élève à 129. Nous avons exclu de nos calculs le laboratoire de nano-fabrication d'équipements de semi-conducteurs qui doit rester maître de son contrôle de température qui représente à lui seul près de 75% de la consommation totale du bâtiment.

Tableau 2 : Calcul des gains potentiels

Gains mensuels d'une VAV	Total mensuel pour l'ensemble des VAV	Consommation mensuelle du bâtiment sans le laboratoire de nano-fabrication	Prix californien de l'électricité [14]	Coût mensuel pour le bâtiment	Gains mensuels
178,2 kWh	22 987 kWh	192 690 kWh	16,06 Cents/kWh	30 830 \$	3691 \$

## 4 Conclusion

Nous avons utilisé des méthodes de machine learning pour élaborer un algorithme de contrôle prédictif se basant sur les données issues des capteurs installés dans le bâtiment qui nous servant de test en conditions réelles. Cet algorithme permet d'obtenir le meilleur compromis entre énergie consommée et maintien du confort au sein d'un bâtiment tertiaire [15, 16, 17].

Les premiers résultats nous montrent un potentiel d'efficacité énergétique très intéressant allant jusqu'à 42% d'économies pour le contrôle des VAV au sein du bâtiment tout en maintenant un mode opératoire acceptable du système HVAC.

L'extrapolation de cette implémentation sur tout le bâtiment pourrait conduire à des économies substantielles avec presque 12% de réduction de la consommation d'électricité.

En perspectives, l'expérimentation se poursuit et une planification de l'implémentation de cet algorithme à tout le bâtiment est en cours. Un déploiement et une exploitation de capteurs de CO<sub>2</sub> plus robustes et performants au niveau du 4<sup>e</sup> étage est aussi planifié.

## 5 Bibliographie

1. Dawson-Haggerty Stephen [et al.] sMAP - A Simple Measurement and Actuation Profile for Physical Information [Conférence] // SenSys'10 / éd. Systems In Proceedings of the Eighth ACM Conference on Embedded Networked Sensor. - 2010.
2. Vapnik Vladimir The nature of statistical learning theory [Ouvrage]. - [s.l.] : Springer, 1995.
3. Hastie Trevor, Tibshirani Robert et Friedman Jerome The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction [Ouvrage] / éd. Spinger. - 2009.
4. Hippert H. et Pedreira C. Estimating temperature profiles for short-term load forecasting: Neural networks compared to linear models. [Revue] // IEE Proceedings Generation. - 2004. - pp. 543-547.
5. Mechaqrane A. et Zouak M. A comparison of linear and neural network ARX models applied to a prediction of the indoor temperature of a building. [Revue] // Neural Computing & Applications. - 2004. - pp. 32-37..
6. Bertil Thomas et Soleimani-Mohseni M. Artificial neural network models for indoor temperature prediction: Investigations in two buildings. [Revue] // Neural Computing & Applications / éd. Springer. - 2007. - Vol. 16. - pp. 81-89.
7. Fernando Mateo [et al.] Machine learning methods to forecast temperature in buildings [Revue] // Expert Systems with Applications. - [s.l.] : Elsevier, 2013. - pp. 1061-1068.
8. ASHRAE 55- 2013: Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy [Ouvrage]. - 2013. - ISSN 1041-2336.
9. NF EN 15251, norme, Critère d'ambiance intérieure pour la conception et l'évaluation de la performance énergétique des bâtiments couvrant la qualité de l'air, la thermique, l'éclairage et l'acoustique. 2007-08-01.
10. Dear Richard et Brager Gail Developing an adaptive model of thermal comfort and preference [Revue]. - [s.l.] : ASHRAE Transactions, 1998.
11. Nicol Fergus et Humphreys Michael Adaptive thermal comfort and sustainable thermal standards for buildings [Revue]. - [s.l.] : Energy and Buildings, 2002. - pp. 563-572.
12. ASHRAE 62.1 ASHRAE 62.1 - 2013: Ventilation for Acceptable Indoor Air Quality [Ouvrage]. - 2013. - ISSN 1041-2336.

13. Shaikh Pervez Hameed, Mohd Nor Nursyarizal et Nallagownden Perumal A review on optimized control systems for building energy and comfortmanagement of smat sustainable buildings [Revue] // Renewable and Sustainable Energy Reviews. - [s.l.] : Elsevier, 2014. - Vol. 34.
14. US Energy Information Administration [En ligne] // Electric Power Monthly. - 2016. - 2016. - [https://www.eia.gov/electricity/monthly/epm\\_table\\_grapher.cfm?t=epmt\\_5\\_6\\_a](https://www.eia.gov/electricity/monthly/epm_table_grapher.cfm?t=epmt_5_6_a).
15. Blumstein Carl et Peffer Therese Towards a Wiser Use of Intelligence: Fieldwork in the Application of Information Technology in a Commercial Building [Conférence] // ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings. - 2014.
16. Jebali Ghassene Smart building: Energy consumption optimization via machine learning techniques ans building modeling with artificial neural networks [Rapport] : Thèse professionnelle. - Sophia Antipolis : Mastère Spécialisé OSE - Mines ParisTech, 2016. - p. 68.
17. Peffer Therese [et al.] Writing controls sequences for buildings: from HVAC industry enclave to hacker's weekend project [Conférence] // ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings. - 2016.

25-27 Octobre 2017  
Monastir - Tunisie