

Rapport d'étude n° 2015-001-B

Construction d'une alerte « consommation énergétique » pour un bâtiment public

Sommaire

1.Contexte.....	3
2.Données d'entrée.....	3
2.1.Relevés de consommations.....	3
2.2.Données climatiques.....	3
2.3.Information calendaires.....	3
2.4.Transformations initiales des données.....	4
3.Etude des corrélations entre grandeurs.....	4
3.1.Tracé des corrélations.....	4
3.2.Modèle quadratique simple.....	7
4.Prévision de la consommation par les « réseaux de neurones ».....	9
4.1.Principe.....	9
4.2.Résultats.....	9
5.Conclusion.....	11

1. Contexte

Dans le cadre de la transition énergétique et environnementale, le premier enjeu de nos sociétés modernes est celui de la sobriété. En effet, l'énergie que l'on ne consomme pas ne crée pas de CO₂, ni d'autre polluant. En complément, si une économie d'énergie est mise en œuvre de façon pertinente, elle peut constituer une économie financière substantielle pour de nombreuses années (ou décennies).

La consommation énergétique des bâtiments publics est donc un sujet d'intérêt tant pour l'environnement que pour les finances publiques. Depuis plusieurs années, certaines collectivités locales assurent un suivi régulier de ces consommations, et elles essayent d'optimiser leurs systèmes et d'investir pour réduire les factures correspondantes.

Le bâtiment public étudié dans le présent rapport a fait l'objet de relevés de consommation depuis plus de quatre ans. Ces données, combinées à la connaissance de grandeurs influentes, peuvent alimenter une modélisation simple du système énergétique. Ce modèle pourrait fournir des alertes de « surconsommation » aux gestionnaires du bâtiment, ce qui signalerait un éventuel dysfonctionnement (fenêtre ouverte en hiver, vanne restée ouverte, chaudière dérégulée etc.).

Une telle alerte, si elle entraîne la résolution du dysfonctionnement (par exemple lors d'une ronde), est automatiquement bénéfique à l'environnement et aux finances de la collectivité puisqu'elle ne nécessite pas d'investissement complémentaire : on se contente de supprimer une déperdition accidentelle.

Ce rapport illustre ce qui peut être créé à partir de ces relevés.

2. Données d'entrée

2.1. Relevés de consommations

Les données proviennent d'un bâtiment scolaire, dont nous ne donnerons pas les coordonnées par souci de confidentialité.

Le bâtiment dispose de deux chaudières gaz, qui assurent le chauffage et la production d'eau chaude sanitaire.

Nous disposons des relevés des deux compteurs gaz depuis décembre 2010, à raison d'un relevé par semaine en période scolaire, sauf exception (les relevés ne sont pas effectués pendant les vacances scolaires).

2.2. Données climatiques

L'énergie utilisée pour le chauffage étant très dépendante du climat, nous avons extrait les températures moyennes journalières d'une station météo proche, ainsi que les événements climatiques connus (pluie, neige, vent...).

Ces données sont disponibles gratuitement sur le site <http://www.wunderground.com/>.

2.3. Information calendaires

L'utilisation du bâtiment est différente selon les périodes de l'année : les vacances scolaires ont potentiellement une influence sur la consommation du bâtiment. On utilise donc les calendriers scolaires des années scolaires correspondantes.

Les jours de la semaine ne sont pas pris en compte car les compteurs ne sont quasiment jamais relevés plus d'une fois par semaine.

2.4. Intervention et réglages

Grâce à la lecture d'un certain nombre de rapport sur le suivi de l'installation, on a pu identifier les dates des différentes optimisations et réglages du système de chauffage :

- 15/11/2011
- 15/01/2013
- 8/02/2013
- 3/12/2013
- 25/03/15

2.5. Transformations initiales des données

Pour pouvoir dégager les influences sur la consommation énergétique, on crée à partir des données brutes les grandeurs qui potentiellement sont corrélées à cette dernière. Les calculs sont dans notre cas réalisés avec l'outil « R », et son interface Rstudio. Il s'agit d'un logiciel libre équivalent à Matlab, fortement enrichi par une communauté d'utilisateurs qui mettent à disposition de nombreuses bibliothèques de fonctions statistiques.

Pour chaque date de relevé, on construit les paramètres d'influence suivants :

- nbj : nombre de jours entre le relevé courant et le relevé précédent ;
- m3j : nombre de m³ de gaz consommés par jour entre la date du relevé courant et le relevé précédent ;
- vac : cette grandeur prend la valeur 1 lorsque le relevé est précédé d'une période de vacances, et 0 dans le cas contraire (on autorise une valeur intermédiaire de 0,5) ;
- evn : événements climatiques (pluies, neiges, vents...) recensés durant la période. Cette grandeur est comprise entre 0 et 1, 0 signifie que aucun jour de la période n'a vu d'événement climatique, et 1 signifie qu'il y a eu des événements climatiques tous les jours ;
- tmoy : moyenne des températures moyennes journalières sur la période ;
- frac1 : pourcentage de consommation de la chaudière n°1 par rapport à la consommation totale de la période (1 ou 100 % signifie que seule la chaudière n°1 a été utilisée, et que la chaudière n°2 était arrêtée) ;
- per : code de la période entre deux réglages de l'installation : la valeur est à 0 fin 2011 et à 1 après mars 2015, la valeur augmente de 0,2 à chaque réglage.

Dans la suite de ce rapport, les paramètres seront parfois cités en utilisant leur code court défini ci-dessus.

3. Etude des corrélations entre grandeurs

En réalisant une étude statistique simple, il est possible d'identifier les corrélations majeures entre les différentes grandeurs.

3.1. Tracé des corrélations

Le paramètre le plus influent sur la consommation énergétique est bien sûr la température extérieure moyenne sur la période (tmoy). On voit clairement ce phénomène dans le graphique suivant :

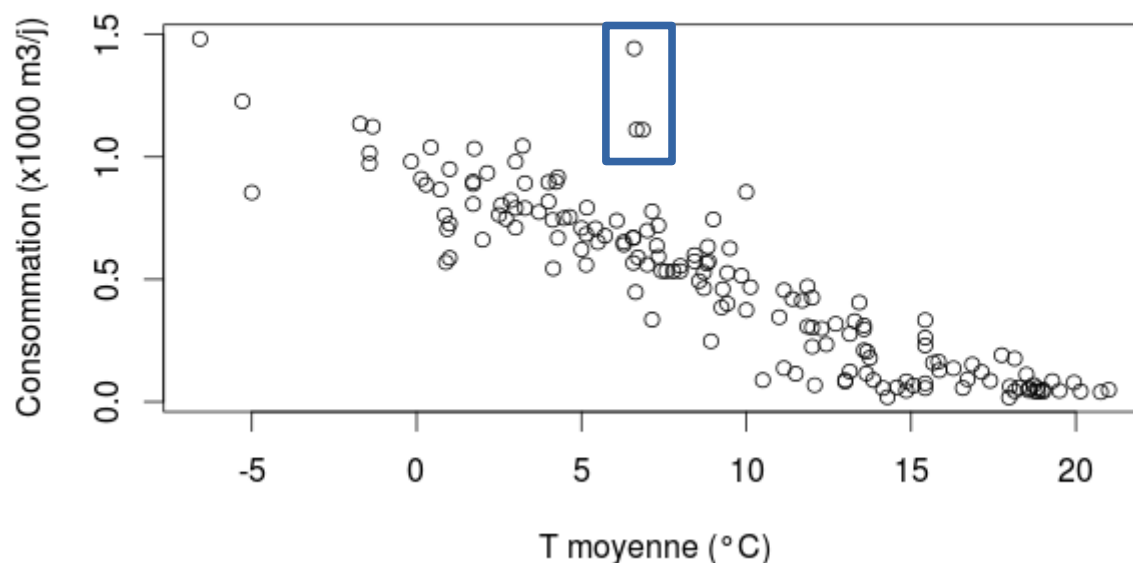


Illustration 1: Influence de la température moyenne

Les trois points encadrés dans le graphique ci-dessus montrent une apparente surconsommation. Pour le relevé le plus élevé (18/01/2012), on peut estimer que la surconsommation a été (si la mesure est correcte) de 700 m³/j pendant les 8 jours précédents le relevé, soit 5600 Nm³ de gaz, soit environ 3000€ de plus sur la facture énergétique.

Les influences secondaires sont moins nettes, mais on peut voir sur le schéma suivant une légère diminution de la moyenne de consommation en période de vacances scolaires (vac).

NB : la ligne en gras de ce graphique (nommé « boîte à moustache ») désigne la valeur médiane, et la boîte contient 50 % des valeurs recensées. Les lignes fines aux extrémités sont les valeurs extrêmes de l'échantillon.

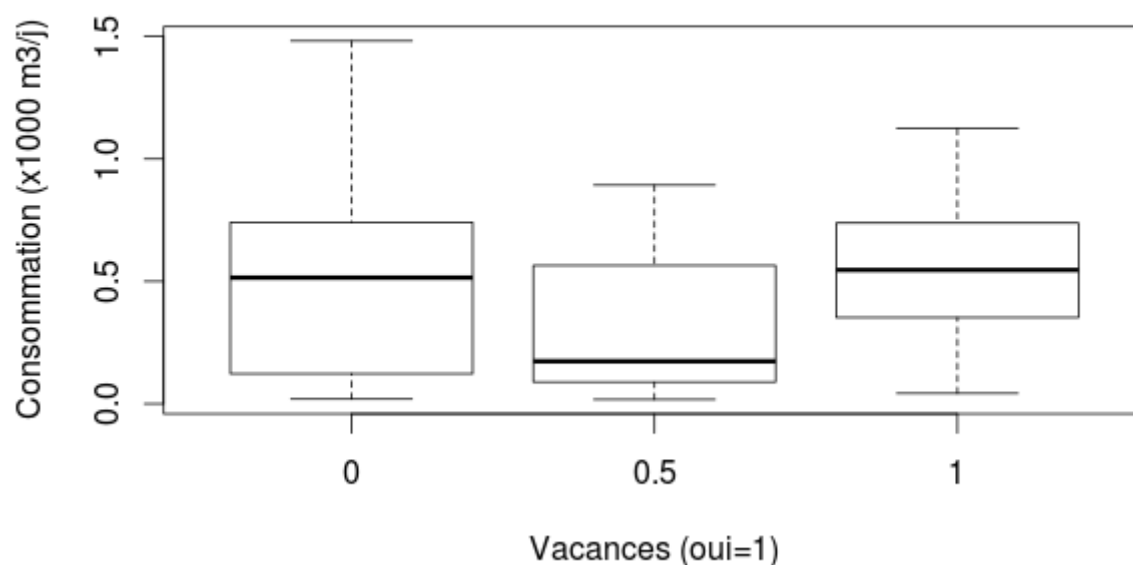


Illustration 2: Influence des vacances scolaires

Le paramètre « nombre de jours depuis le dernier relevé » (nbj) permet éventuellement de détecter des biais liés à l'intégration des consommations sur une période plus ou moins longue. Cependant, comme on le voit sur le graphique suivant, la corrélation n'est pas vraiment visible, la plupart des relevés étant fait tous les 7 jours :

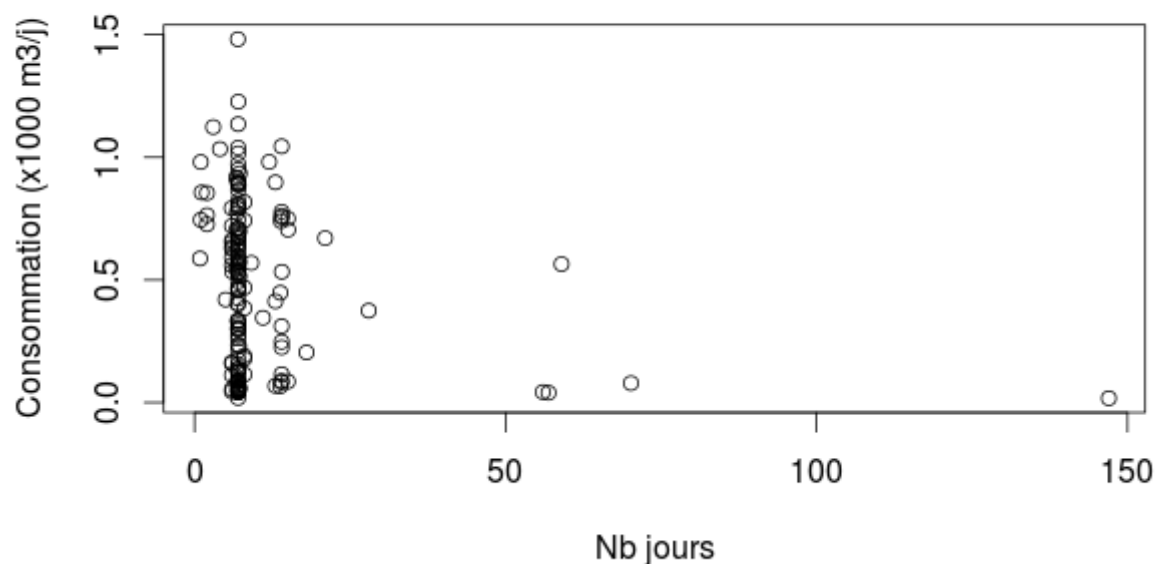


Illustration 3: Influence du nombre de jours

On observe dans le graphique suivant que l'utilisation de la chaudière n°1 seule est plutôt réservé à des

consommations basses, mais ce n'est pas à proprement parler une influence sur la consommation. Il s'agit plutôt d'un mode d'exploitation, dans lequel on préfère n'utiliser la chaudière n°2 (certainement plus ancienne ou moins efficace) que lors de grands froids.

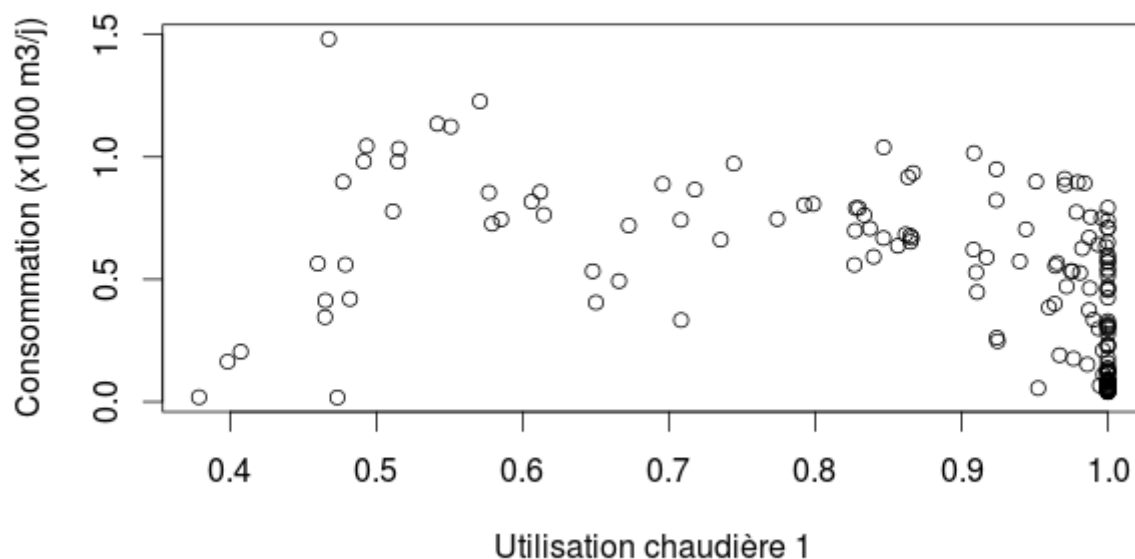


Illustration 4: Influence de l'utilisation de la chaudière n°1

Le graphique suivant montre qu'il est difficile de voir l'influence des événements climatiques sur la consommation.

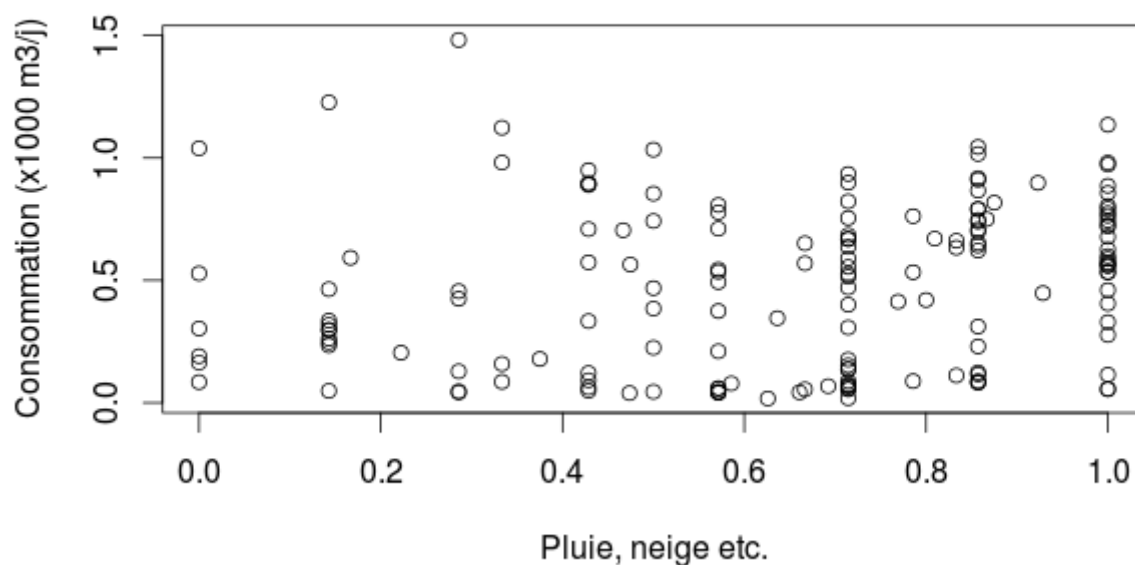


Illustration 5: Influence des événements climatiques

Enfin, le dernier graphique propose le tracé de la consommation en fonction de l'indicateur des optimisation/réglages de l'installation. Là aussi, il est difficile de détecter visuellement une corrélation.

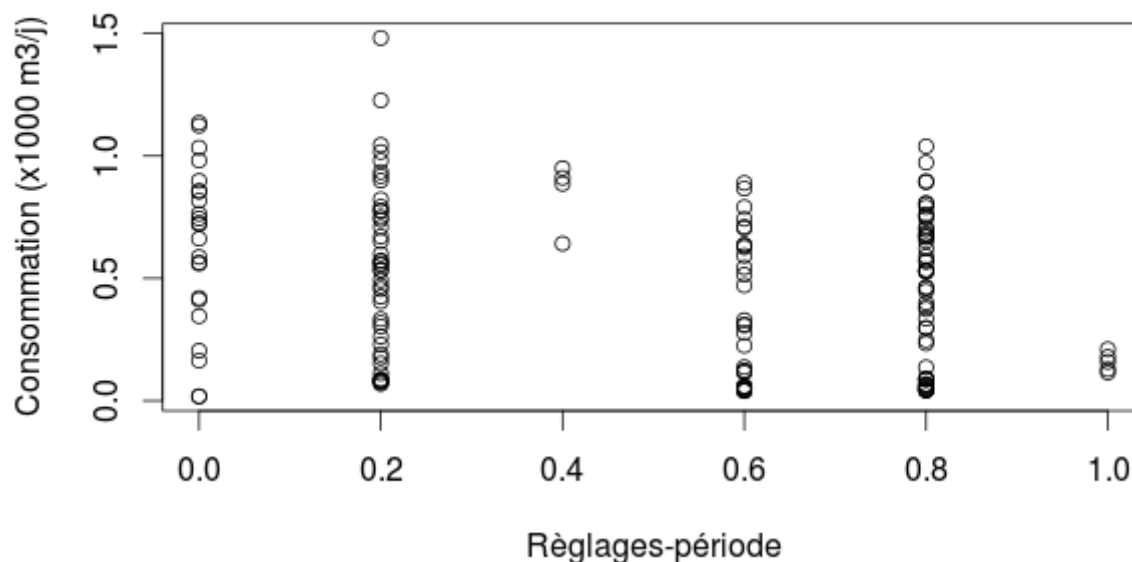


Illustration 6: Influence des réglages

Cette méthode de visualisation des corrélations a cependant ses limites. Il est possible qu'un paramètre soit influant dans certaines conditions de fonctionnement (par exemple dans une plage de valeurs d'une autre grandeur), ce que nous ne pouvons pas voir dans de tels tracés.

3.2. Modèle quadratique simple

On peut cependant créer des régressions linéaires (du type $y=a.x+b$) ou quadratique (du type $y=a.x^2+b.x+c$) pour essayer de prévoir la consommation d'énergie du bâtiment en fonction de ces différents paramètres.

Cette prévision est le point de départ d'un éventuel système d'alerte, car c'est l'écart entre une consommation attendue et une mesure réelle qui pourrait nous indiquer qu'il y a une surconsommation inhabituelle.

Le paramètre le plus influent étant la température moyenne, on choisit de créer une loi quadratique (plus précise) pour ce paramètre, et de n'utiliser que des lois linéaires (plus grossières) sur trois autres paramètres (vac, frac1 et per) dont les influences sont moins nettes.

La loi est créée par les modèles de régression de l'outil « R » mais elle pourrait être créée à l'identique sous Excel ou avec Libreoffice Calc (équivalent libre de Excel).

La loi obtenue est la suivante :

$$m3j = 1.0687664 - 0.0510476.t moy + 0.0002329.t moy^2 - 0.0186432.vac - 0.1358480.frac1 - 0.0523834.per$$

Équation 1

On peut appliquer cette loi aux consommations passées, et voir si elle est proche de ce qui a été mesuré (graphique ci-dessous).

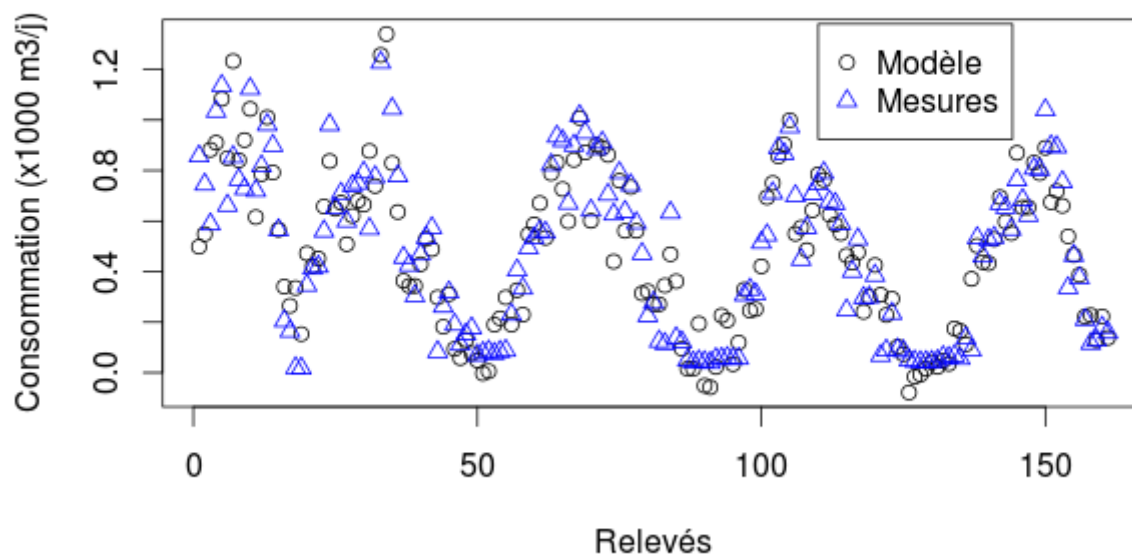


Illustration 7: Modèle quadratique

Le comportement vu sur le graphique de consommation est apparemment bon, mais on peut évaluer la précision d'un tel modèle en calculant l'écart entre prévision du modèle et mesures réelles.

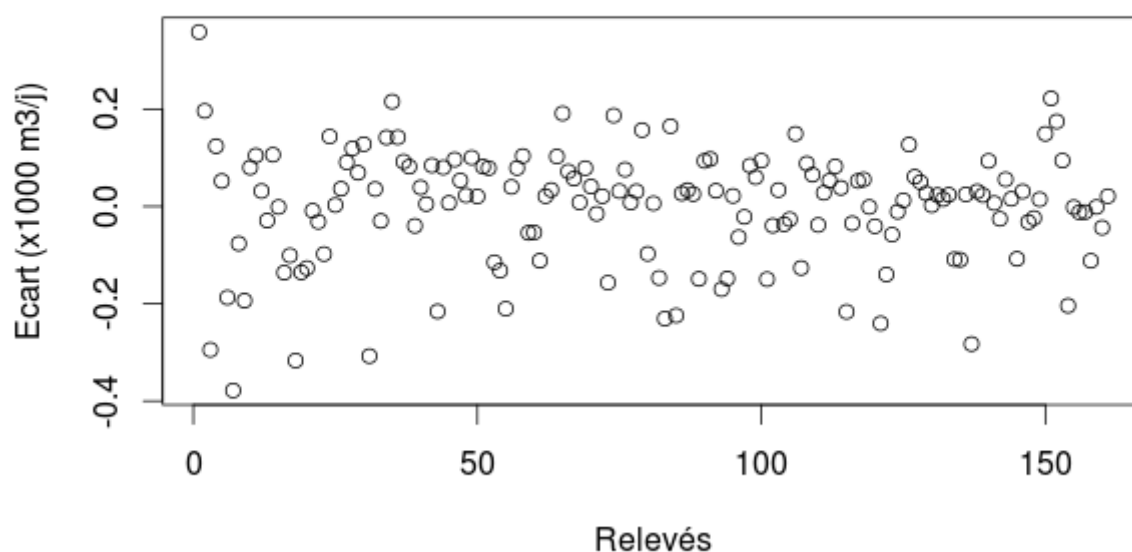


Illustration 8: Écart entre modèle quadratique et mesures

On voit que l'écart comporte un bruit important. Son écart type est de $110 \text{ m}^3/\text{j}$. Ceci signifie que si une éventuelle alerte était mise en place à partir d'une surconsommation calculée de $110 \text{ m}^3/\text{j}$, elle se déclencherait environ sur 12 % des relevés, soit quasiment une fois tous les dix relevés.

Si nous prenons comme référence une consommation de $700 \text{ m}^3/\text{j}$, qui est la consommation moyenne du bâtiment à 5°C de température extérieure, le seuil d'alerte à $110 \text{ m}^3/\text{j}$ correspond à 16 % de la consommation.

Il y aurait parmi ces alertes des vrais cas de surconsommations, pour lesquelles une intervention pourrait vraisemblablement solutionner le dysfonctionnement, mais il y aurait également des fausses alertes, liées au bruit du modèle. Ce bruit est en partie lié au fait que nous ne disposons pas de tous les paramètres explicatifs de la consommation énergétique, et il est aussi lié à une approximation de la modélisation.

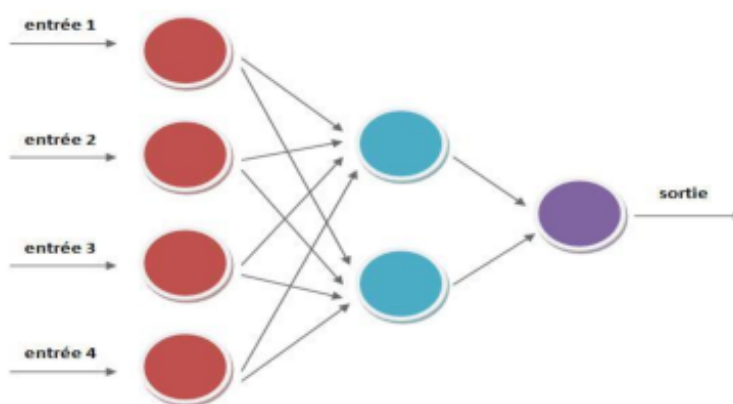
Il serait donc intéressant de tester une modélisation plus performante pour essayer de diminuer ce bruit.

4. Prédiction de la consommation par les « réseaux de neurones »

4.1. Principe

Les « réseaux de neurones artificiels » sont une méthode statistique par apprentissage, qui à partir d'un ensemble de mesures passées peut recréer une loi de comportement d'un système et donc prévoir ses grandeurs caractéristiques.

Son nom provient de l'algorithme utilisé, qui est construit de façon analogue à des neurones vivants interconnectés.



Dessin 1: Réseaux de neurones artificiels

Pour utiliser cette méthode de prédiction, on utilise une bibliothèque de l'outil « R » appelée « AMORE ». Dans l'outil, on fournit les données d'entrées et de sortie, qui vont servir à régler des paramètres informatiques dans chaque neurone, afin de prévoir le mieux possible la sortie.

On obtient au final une fonction mathématique qui lorsqu'on lui fournit des valeurs de données d'entrée (tmoy, vac...) nous renvoie la valeur attendue de la sortie (m^3/j). Un des avantages de la méthode est que le modèle n'est pas forcément linéaire, il peut s'adapter de façon très souple au comportement appris.

4.2. Résultats

Le réseau construit utilise les données d'entrée suivantes : tmoy, vac, evn, nbj, frac1, per. Il prédit la grandeur m^3/j .

Comme pour le modèle quadratique (cf. § 3.2), on peut visualiser la prévision et son écart avec les mesures passées :

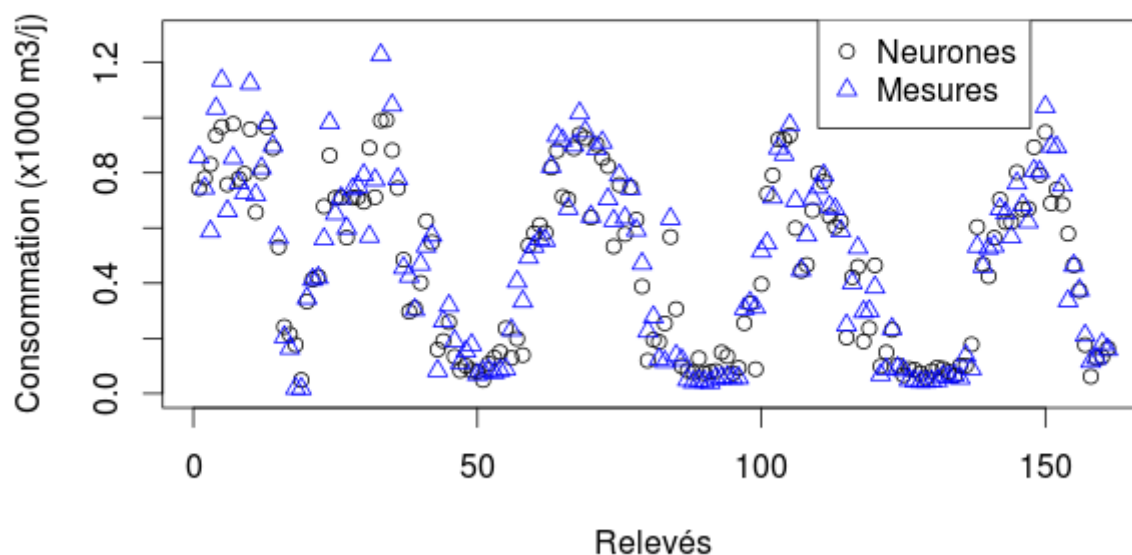


Illustration 9: Réseau de neurones

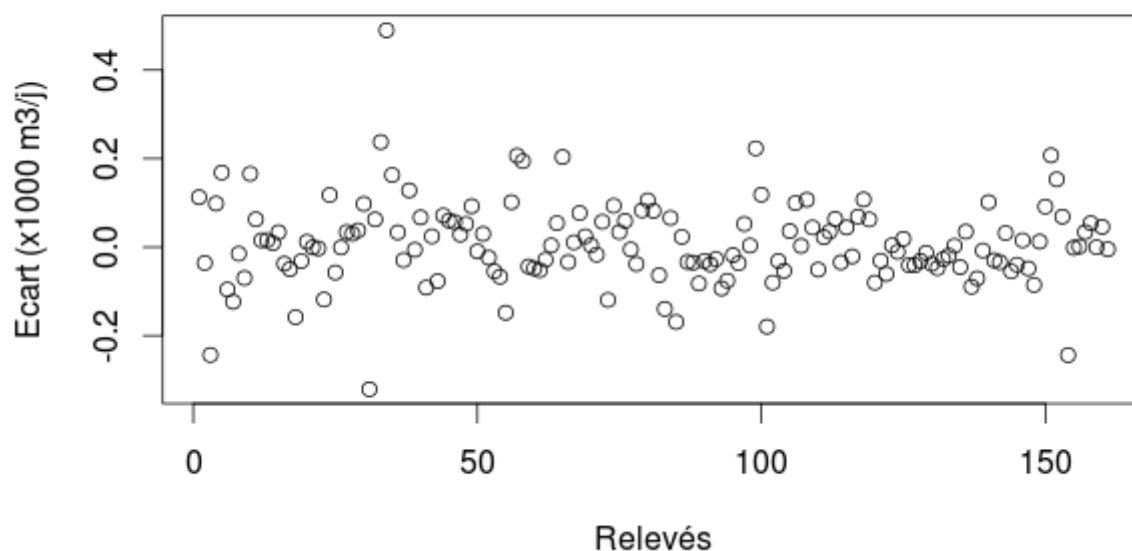


Illustration 10: Écart entre réseau de neurones et mesures

L'écart type de la différence entre la prévision du réseau et la mesure réelle est de 90 m³/j, ce qui est un peu plus

faible que pour le modèle quadratique.

4.3. Surveillance de la consommation

Cependant les réseaux de neurones peuvent nous aider à lire les influences des différents paramètres et la mise en place de la surveillance pourrait se faire en forçant certaines valeurs d'entrées de la fonction de prédiction.

Pour exemple, on peut visualiser la consommation prédite par le réseau de neurones pour une température moyenne extérieure variant de -5 à 25°C. La pente est ici tout à fait cohérente avec ce que nous avons pu visualiser sur l'illustration 1.

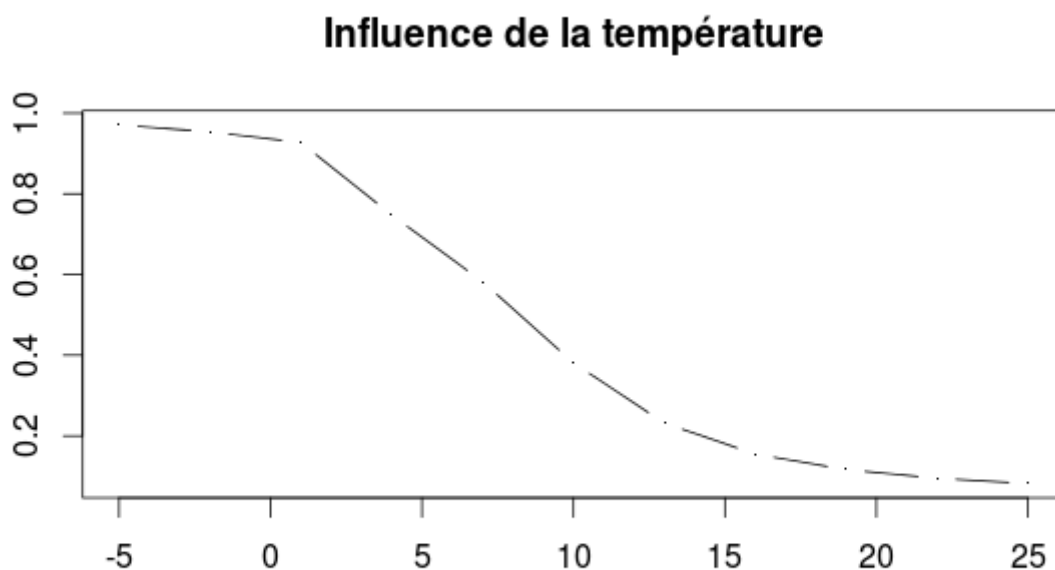


Illustration 11: Prédiction de la consommation en fonction de la température

Mais le réseau de neurones nous donne aussi les influences estimées pour les paramètres secondaires :

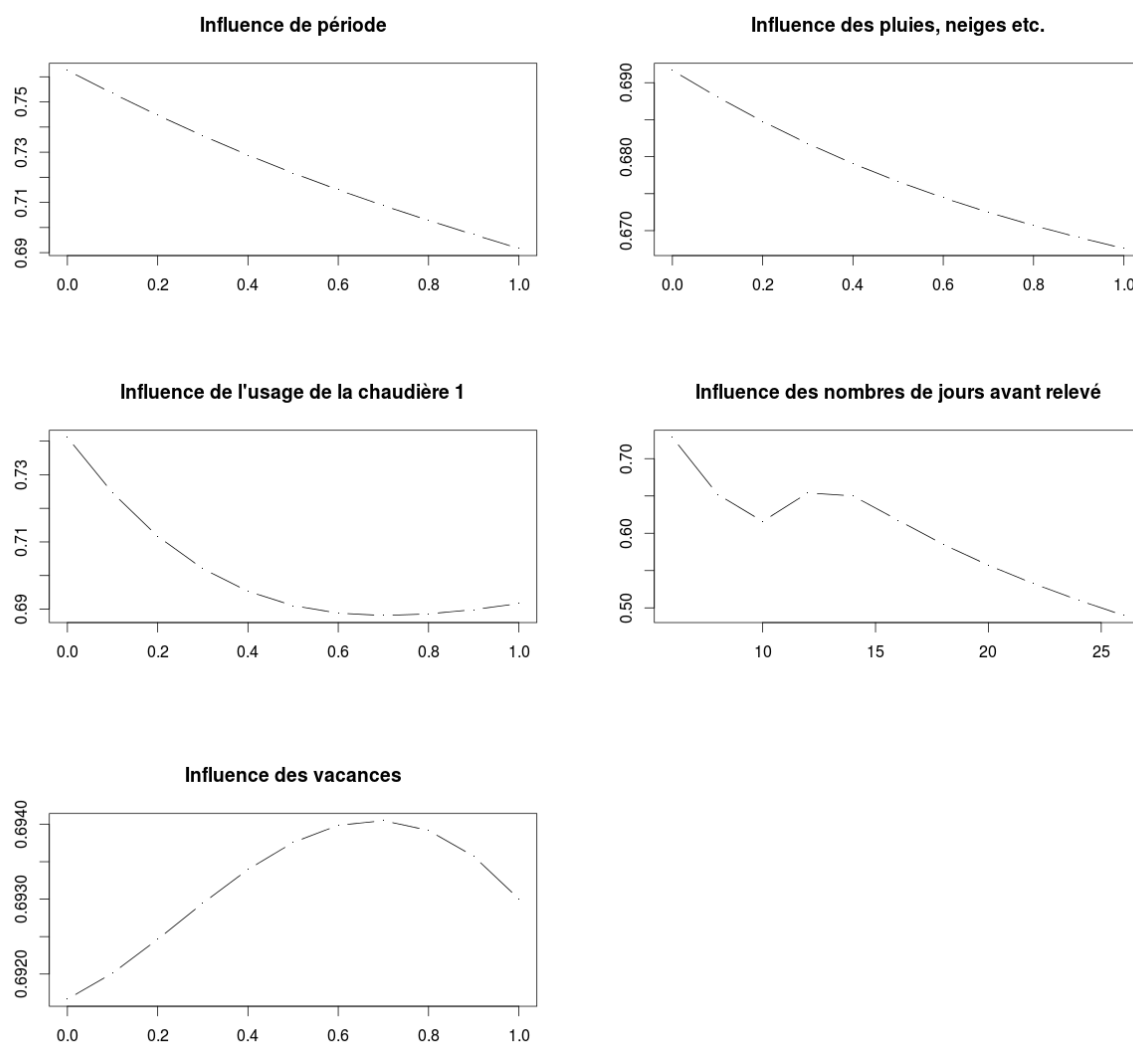


Illustration 12: Influences prédites par le réseau de neurones

Pour mettre en place une surveillance de la consommation, il conviendrait de prendre comme référence pour le réseau de neurones la période inter-réglages la plus récente et la plus longue possible. La période entre le 3/12/2013 et le 25/03/2015 conviendrait.

Si l'on simule une surveillance des écarts de consommation en prenant cette période de référence, on obtient les signaux suivants :

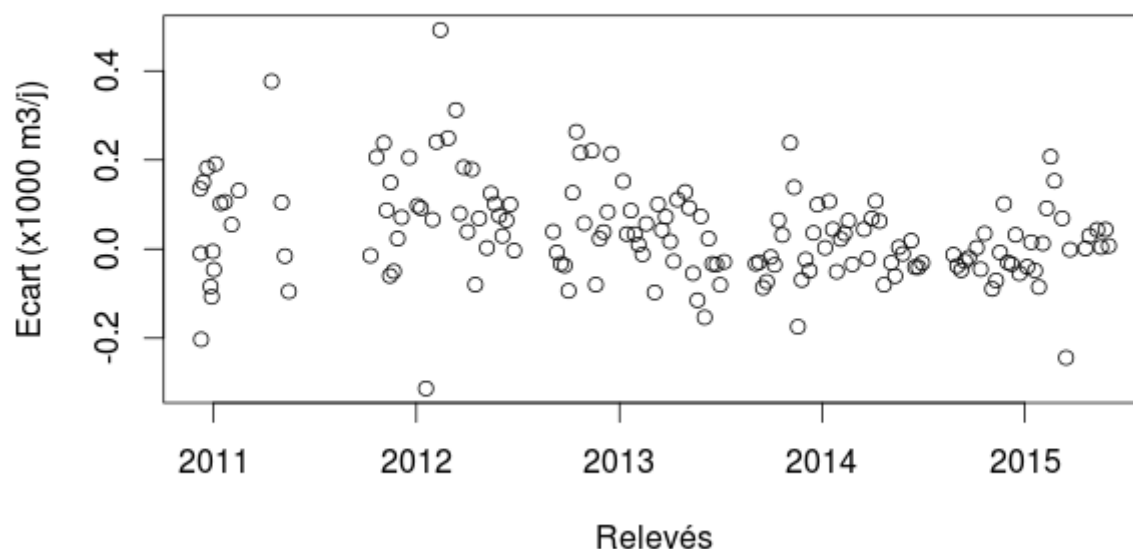


Illustration 13: Surveillance à partir du réseau de neurones

On voit que le bruit diminue au fil des années, et que **les écarts de consommations sont peu fréquents en 2014/2015, ce qui signifierait que les réglages effectués ont été bénéfiques.**

Pour fixer le seuil d'alerte, on se focaliserait donc sur la surveillance simulée en 2014/2015, comme dans le graphique suivant :

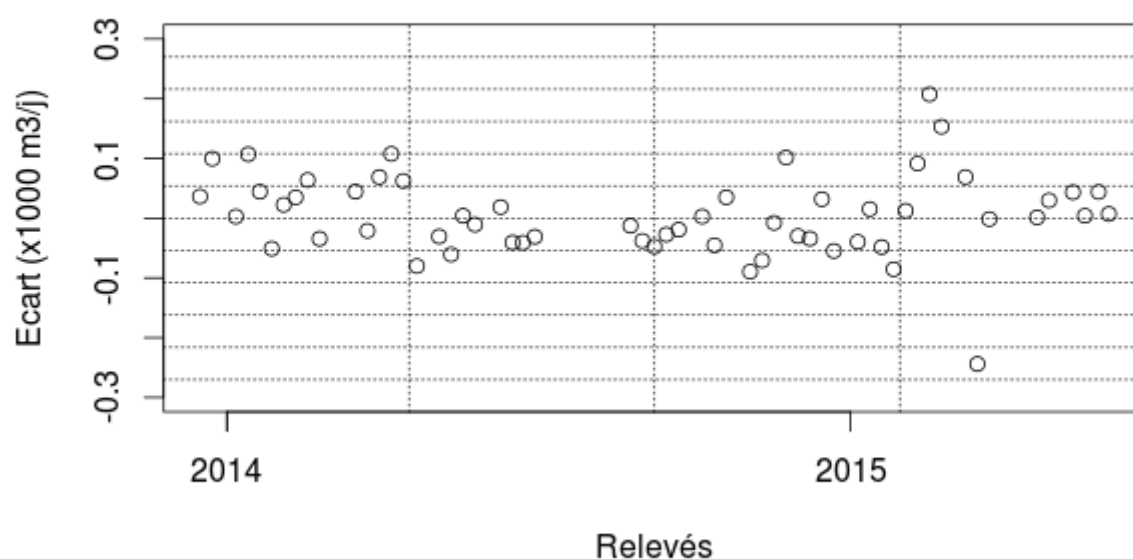


Illustration 14: Surveillance simulée en 2014-2015

Un seuil d'alerte pourrait être placé à 70 m³/j de surconsommation, ce qui n'a généré en 2014/2015 que 7 alertes sur les 58 observés. **On pourrait ainsi détecter des écarts de consommation de l'ordre de 10 %** (par rapport à une consommation à 5°C).

5. Conclusion

Cette analyse met en lumière plusieurs points d'intérêt :

- les relevés de compteur d'énergie effectués dans les bâtiments public peuvent être associés à des mesures explicatives simples et on peut ainsi prévoir la consommation énergétique attendue ;
- cette prévision pourrait être utilisée pour générer des alertes en cas de surconsommation du bâtiment, et permettre aux gestionnaires de remédier à d'éventuels dysfonctionnements ;
- la précision de l'alerte dépend de la méthode utilisée, et dans le cas étudié on pourrait s'attendre à détecter des surconsommations de l'ordre de 10 %.

Ce travail exploratoire pourra être suivi d'autres études ou de mise en place d'expérimentations pilotes si les collectivités envisagent de tester cette voie pour diminuer les consommations énergétiques de leurs bâtiments.