La logique floue au cœur d'un algorithme d'optimisation de la consommation d'énergie électrique d'une habitation individuelle

Sébastien BISSEY, Sébastien JACQUES, Jean-Charles LE BUNETEL

Université de Tours (France), GREMAN CNRS UMR 7347
Pôle Ondes et Systèmes, site de Polytech Tours DEE
7 avenue marcel Dassault, 37200 Tours.
sebastien.bissey@univ-tours.fr

RESUME – Cet article présente un algorithme de prédiction de la consommation d'énergie électrique dans l'habitat individuel. Cet algorithme qui s'appuie sur la logique floue, a été développé à l'aide du logiciel MATLAB. Des mesures de consommation d'énergie électrique ont été effectuées dans 5 maisons. Des courbes de charges ont été étudiées. L'algorithme de prédiction de la consommation a ainsi pu être mis en œuvre. L'objectif principal de cette prédiction est d'aider à gérer la consommation d'électricité. Sans prédiction, les pointes de consommation peuvent être effacées de façon chronologique. Avec la prédiction, les pics de consommation peuvent être prévus et donc mieux gérés. Les habitations équipées d'un système de stockage peuvent en outre réinjecter l'électricité stockée durant les périodes de pointe. La technique mise en œuvre dans cet article apporte une réelle solution contre les éventuelles coupures d'électricité.

ABSTRACT – This article deals with an algorithm used to predict the energy consumption of individual housing. This Fuzzy Logic algorithm has been developed using the MATLAB environment. Several experimental of electrical energy consumption have been carried out in 5 houses. Then, load curves have been studied and the consumption prediction algorithm have been tested. The main objective of this prediction modeling is to get a better understanding of the electrical energy consumption management. Without prediction model, electrical peaks can be smoothed chronologically. With prediction, electrical peaks can be predicted and therefore, better managed. If the house is composed of a storage system, all stored electricity can be reinjected during the highest peak periods. Finally, the system proposed in this paper provides safety guarantees, and particularly during AC-line disconnection.

MOTS-CLES – Prédiction de la consommation d'électricité, smart grid, gestion de la consommation d'électricité.

1. Introduction

Depuis quelques années, nous observons en France une croissance du niveau des pointes de consommation d'électricité. Celles-ci augmentent chaque année de 3%. Une hausse de 28% en 10 ans [1]. La consommation d'électricité augmente elle de 0,6% par an [1]. En particulier, cette consommation a été multipliée par 3,2 de 1973 à 2010. La raison principale des pointes de consommation provient de l'utilisation massive du chauffage électrique dans l'habitat. Les nouveaux usages des appareils électriques sont aussi mis en avant (équipements électroménagers, informatique, recharge multiple). S'inscrivant comme un contributeur majoritaire dans la dépense énergétique, le chauffage électrique n'a fait qu'augmenter au fil des années pour passer de 24% en 1990 à 34% en 2013 [2].

Lors des pointes de consommation, l'électricité consommée peut doubler par rapport à la consommation moyenne. Dans ces cas, il est necessaire de produire plus d'électricité très rapidement. C'est alors dans ces moments que des moyens de production très polluants sont utilisés. Par exemple, on peut citer les centrales utilisant du charbon ou du fioul. Lors des consommations les plus extrèmes, des coupures d'électricité peuvent malheureusement se produire.

Ces pointes de consommation sont d'autant plus difficiles à gérer que la part des énergies renouvelables augmente. Ces sources énergies sont intermittentes, par conséquent il est difficile d'ajuster les horaires de production d'électricité.

Ces dernières années, la gestion de la consommation d'électricité est devenue de plus en plus importante, notamment avec l'arrivée de nouvelles technologies comme les véhicules électriques et les objets connectés (smartphones, ordinateurs, …). Certes, ces objets connectés consomment individuellement peu d'énergie, mais leur utilisation massive dans des applications industrielles pose des problèmes de consommation d'énergie électrique. Depuis les années 2000 et plus récemment, après 2010, les objets connectés ont connu un renouveau. Cette nouvelle ère est passée à la vitesse supérieure depuis que les technologies nécessaires à leur fabrication sont devenues matures. Entre 2003 et 2010, le nombre d'appareils connectés à Internet a été multiplié par 25. Cela représentait alors 12,5 milliards de dispositifs connectés.

La gestion de la consommation d'électricité est cruciale pour garantir l'équilibre entre l'offre et la demande. Des solutions optimales doivent à la fois être proposées pour encourager les personnes à éviter les gaspillages et être simples et transparentes pour le consommateur. Une stratégie de gestion de la demande a récemment été proposée par A. Tascikaraoglu *et al.* [3]. Ils ont particulièrement souligné que des économies d'électricité supplémentaires (à hauteur d'environ 3%) peuvent être enregistrées dans un bâtiment intelligent. D'autres auteurs ont également proposés des systèmes chargés de communiquer directement et d'interagir avec les consommateurs afin de minimiser la demande de pointe [4].

L'objectif de cet article est de proposer une technique d'optimisation de la consommation d'électricité d'un habitat individuel. L'objectif est en particulier de mieux la prédire. Cette technique s'appuie sur un algorithme développé à l'aide de la logique floue.

Dans un premier temps, l'importance de disposer d'un système efficace de prévision de la consommation d'électricité sera mis en exergue. Puis l'algorithme à base de logique floue ainsi que son implémentation seront détaillés. Enfin, une discussion des résultats obtenus sur des cas d'études sera proposée afin de montrer les avantages et les limites de la technique proposée.

2. Importance de la gestion de la consommation d'électricité.

La figure 1 donne le schéma de principe d'un système de gestion de l'énergie électrique au sein d'un habitat individuel. Ce système a pour objectif d'éviter les pointes de consommation. Pour cela, la figure 2 illustre deux fonctionnements possibles : avec et sans prévision de la consommation d'électricité.

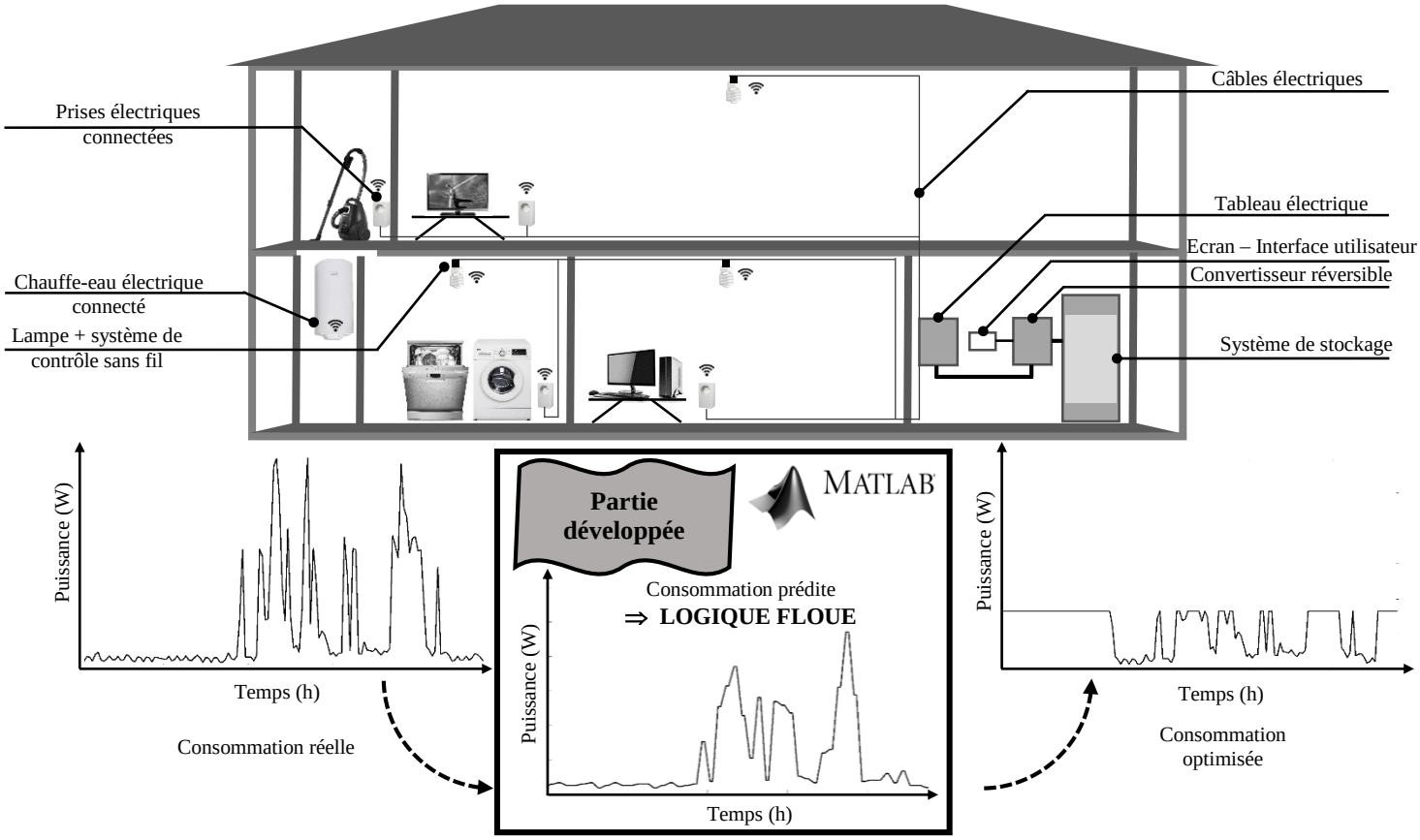


Figure 1 : Schéma de principe d'une « maison intelligente » composée d'un système de gestion utilisant la prédiction de la consommation d'électricité par logique floue.

Sans prévision de la consommation d'électricité, le système efface les pointes par ordre chronologique. Si la capacité du stockage d'énergie n'est pas suffisante pour effacer tous les pics, alors certains ne seront pas effacés. Dans le second cas, un système de prévision de la consommation d'électricité est implémenté. L'optimisation de cette consommation est alors fondée sur l'apparition des possibles pointes de consommation en fin de journée. Ce système n'efface donc pas les pics de faible puissance. Une partie de l'énergie du système de stockage est utilisé pour effacer les pointes arrivant en fin de journée. Le but est de mieux utiliser le système de stockage pour dans un premier cas, éviter les pointes, et dans un second cas, décaler la consommation d'électricité. En France par exemple, l'enjeu est de décaler la consommation d'électricité en heures creuses, ce qui a un impact positif sur la facture énergétique.

Dans cet article, nous proposons un système de prévision de la consommation d'énergie à court terme. De multiples méthodes existent. Suganthi et Samuel ont étudié de nombreux modèles tels que : « time series », « regression », « Autoregressive Integrated Moving Average», « artificial systems » et des systèmes à base de « logique floue » [5-8]. La littérature fait état aujourd'hui d'un nombre important d'articles de revues sur la prévision de la consommation d'énergie électrique. Tous les modèles ont été testés sur la consommation d'un pays, d'une ville ou d'un quartier, mais pas au saint d'un habitat individuel. Dans ce cas, la principale difficulté réside dans le fait que, si les occupants changent leur comportement, alors le système de prédiction ne peut pas le prévoir. Ce problème est moins visible au niveau d'une ville ou d'un pays.

Les modèles de prédiction à base de logique floue se sont développés très récemment. Ces méthodes deviennent complémentaires aux méthodes mathématiques.

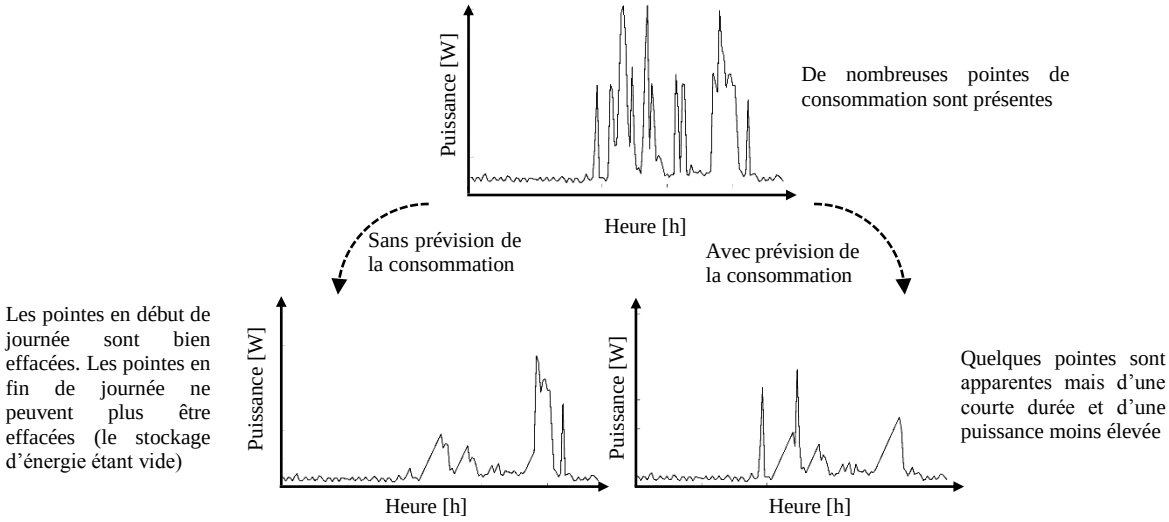


Figure 2 : Comparaison entre un système de gestion sans et avec prédiction de la consommation d'électricité.

3. Méthodologie

La plupart des modèles de prévision ont des entrées telles que le jour de la semaine (lundi /mardi, …), les températures et les consommations d'électricité passées [9].

Les modèles mathématiques rencontrent un obstacle majeur dans la prévision de la charge en raison des relations non linéaires entre les entrées (consommation d'électricité passée, température passée et prédite) et la sortie (consommation prédite). La logique floue offre une nouvelle approche avec une table logique composée de règles de type « SI-ALORS » (par exemple, si la température est basse, alors la consommation d'électricité est élevée). La logique floue apparaît comme une excellente façon de prédire la consommation d'énergie. Dans le cas d'étude présenté ici, le comportement humain peut facilement être assimilé à un mélange entre l'aléatoire et le prévisible.

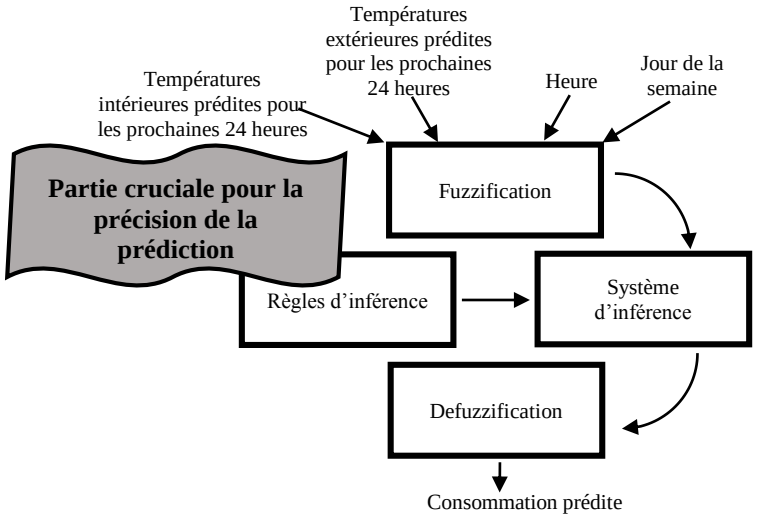


Figure 3 : Diagramme fonctionnel du système de prédiction à base de logique floue.

Comme le montre la figure 3, la première étape de la prédiction à base de logique floue est la fuzzification. Elle consiste à convertir les valeurs des entrées numériques en entrées floues. Les trois entrées pertinentes pour la prévision de la consommation sont : l'heure, le jour de la semaine et la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur.

La variable « Temps » est considérée comme l'entrée principale. En effet, des relevés de la consommation électrique ont été effectués afin d'avoir une base de données pour les principaux appareils présents dans les logements individuels. Ces relevés donnent la durée moyenne de fonctionnement pour chaque dispositif. La plupart d'entre eux fonctionnent par période multiple de 30 min. Ainsi, le temps est divisé en 48 parties trapézoïdales correspondant à 30 min (une partie trapézoïdale correspondant à une appartenance). La figure 4 montre la fonction d'appartenance de la variable « Heure » utilisée dans la fuzzification.

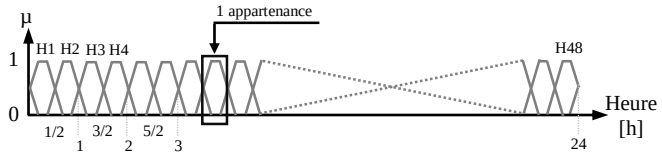


Figure 4 : Fonctions d'appartenance de la variable « Heure » (entrée).

La précision de la prédiction augmente en fonction de nombre de découpe de chaque entrée. Ce dernier a comme effet d'augmenter très légèrement le temps de calcul (moins d' 1%).

La figure 5 montre la consommation d'énergie électrique divisée en 300 fonctions d'appartenances triangulaires.

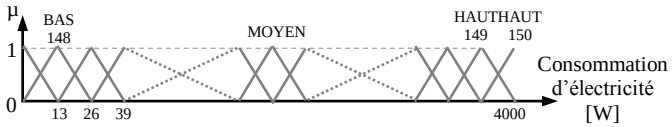
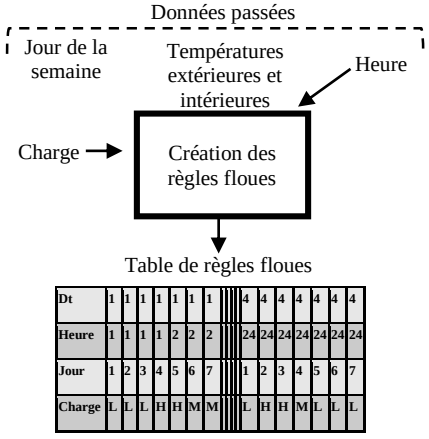


Figure 5 : Fonctions d'appartenance triangulaire pour la prévision de charge (sortie).

En ce qui concerne la sortie, le nombre de fonctions d'appartenance a pour impact d'augmenter significativement le temps de calcul (plus de 400%). La consommation électrique est divisée en 300 fonctions d'appartenance. Une précision de ± 5 W est définie pour une consommation électrique de 3 kW. Cette précision est nécessairement élevée pour prendre en compte les faibles consommations. Des simulations ont démontré qu'une augmentation de cette valeur n'a pas de changement significatif dans la précision du modèle de prédiction.

La création des règles de logique floue est la partie la plus importante. Les règles floues sont composées d'une table avec 1 344 colonnes. A chaque colonne correspond une combinaison heure / jour / ΔT. L'apprentissage heuristique est stocké selon les règles « SI-ALORS ».

Le système d'entraînement est visible en figure 6.



Dt	1	1	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	4
Heure	1	1	1	1	2	2	2	24	24	24	24	24	24
Jour	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7
Charge	L	L	L	H	H	M	M	L	H	H	M	L	L	L

Figure 6 : Phases d'apprentissage du système de prédiction.

4. Résultats et discussion

Cinq maisons ont été équipées d'un système de mesure de charges pour expérimenter le modèle de prévision. Chaque maison a été instrumentée durant 30 jours. Les maisons ont été choisies de telle sorte que le nombre d'occupants et la surface habitable soient à chaque fois différents.

Dans cette section de l'article, la pertinence de l'algorithme à base de logique floue est présentée. Le tableau 1 illustre les résultats de la prévision de la consommation en fonction du nombre de semaines de données de consommation enregistrées.

Tableau 1. Comparaison prédiction de la consommation en fonction de la quantité de données mesurées.

	R^2 (1)	MAPE (2)	RMSE (3)
1 semaine de mesures	0,42	70,7	142,7
2 semaines de mesures	0,73	47,2	117,2
3 semaines de mesures	0,72	51,1	177
4 semaines de mesures	0,83	36,38	126,21

La précision de la prédiction est mesurée par le coefficient de détermination R^2 (1), la racine carrée de l'erreur quadratique (2) et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (3).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(\gamma_t - \widehat{\gamma_t})^2}{\sum_{i=1}^{n}(\gamma_t - \bar{\gamma})^2} \quad (1)$$

$$\text{Mean Absolute Percentage Error (MAPE)} = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\gamma_t - \widehat{\gamma_t}}{\gamma_t}\right| \quad [\%] \quad (2)$$

$$\text{Root Mean Square Error (RMSE)} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\widehat{\gamma_t} - \gamma_t)^2 \quad [W] \quad (3)$$

Avec :

- γ_t valeur mesurée à l'instant t.
- $\widehat{\gamma_t}$ valeur prédite pour l'instant t.
- $\bar{\gamma}$ valeur moyenne des mesures.

Une nette amélioration de la prévision est donc visible avec l'augmentation du nombre d'éléments dans la base de données de mesures. L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), utilisée pour mesurer la précision du modèle de prévision de la consommation d'énergie électrique, passe de 70% à 36% au bout de 4 semaines.

Les figures 7, 8 et 9 montrent trois exemples de prédiction de la consommation d'électricité. Ces consommations ont eu lieu les 27, 28 et 30 janvier 2017 dans une maison ayant 3 occupants (dont un enfant). La consommation est en Wattheure avec un point toutes les 10 minutes.

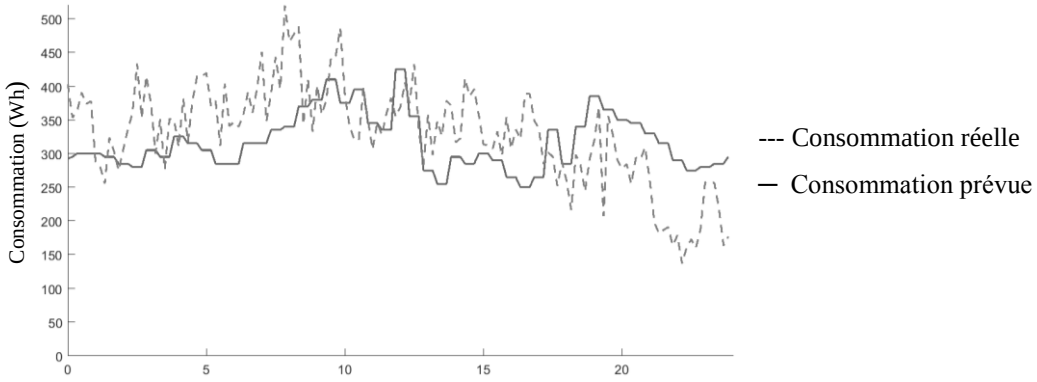


Figure 7 : Exemples de prédiction de consommation d'électricité (MAPE=21, R^2=0,95, RMSE=76W).

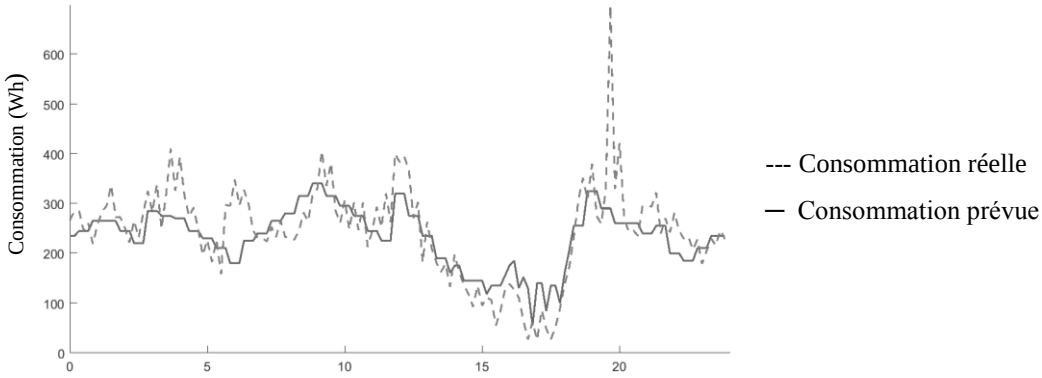


Figure 8 : Exemples de prédiction de consommation d'électricité (MAPE=57, R^2=0,80, RMSE=127W).

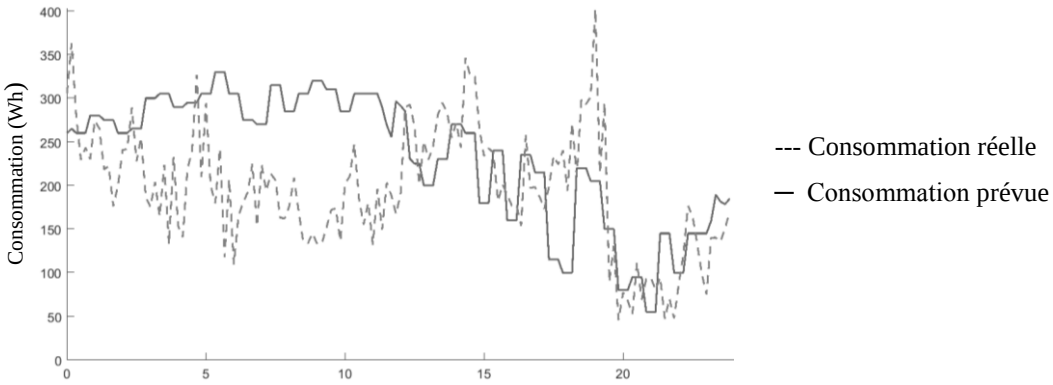


Figure 9 : Exemples de prédiction de consommation d'électricité (MAPE=45, R^2=0,81, RMSE=90W).

Les 3 exemples ci-dessus montrent que la prévision de l'énergie enveloppe la consommation réelle. Certaines pointes n'ont pas été prévues. En effet, des charges comme le micro-onde ou le four, gros consommateurs d'énergie électrique, sont très difficiles à prévoir. Cependant, ces consommateurs ont des temps de fonctionnement court.

Le temps de calcul pour effectuer les prévisions est d'environ 127 secondes sur un ordinateur Intel Xeon X5650 2 × 2,67GHz avec 96 Go de RAM, ou de 140 secondes sur un ordinateur Intel Core i5- 6200 2 × 2,4GHz avec 8Go de RAM.

Le temps de calcul permettant la création des règles floues est lui de 0,0012 × (Nombre de jours) + 0,0591 secondes. Le nombre de jours dans la base de données ne vient augmenter le temps de calcul que très légèrement.

5. Conclusions

Dans cet article, un système de prévision de la consommation d'énergie électrique a été décrit. Ce système s'appuie sur un algorithme à base de logique floue. Les simulations ont démontré que plus la base de données (températures passées, consommations d'énergie électrique passées, …) de ce système de prévision augmente, meilleure sera la prédiction.

Le système de prévision prévoit actuellement l'énergie utilisée pour le jour J+1. Il pourrait être amélioré en ajoutant une prévision plus fine de type heure/heure+1. Cela permettrait de tenir compte des changements de consommation aléatoires (par exemple : si l'habitant rentre plus tôt). De plus, d'autres capteurs tels que des capteurs de présence et de luminosité pourraient venir améliorer le système de prédiction.

Plusieurs maisons individuelles ont été instrumentées pour souligner l'importance du modèle de prédiction. Sans aucune modélisation prévue, le système de gestion de l'électricité peut lisser les demandes de pointe. Toutefois, les dispositifs les plus énergivores ne sont pas obligatoirement pris en considération en priorité. Avec l'utilisation de l'algorithme à base de logique floue, il est possible de gérer en priorité les charges les plus consommatrices d'électricité. Si la maison est composée d'un système de stockage, alors l'algorithme de prévision est utile pour mieux gérer sa charge et sa décharge.

Grâce à la gestion intelligente de l'énergie et au système de stockage, la solution proposée dans cet article apporte notamment une réelle solution contre les éventuelles coupures d'électricité.

Remerciements

Les activités de recherche sont financées par la "Région Centre Val-de-Loire" (projet numéro : 2015-00099656). Les auteurs de cette publication remercient la région pour son implication et son expertise.

Références

[1] Ministère de l'environnement, de l'énergie et de la mer, ENERGIE, AIR ET CLIMAT, "Un nouveau dispositif pour gérer les pics de consommation électrique ", http://www.developpement-durable.gouv.fr/Un-nouveau-dispositif-pour-gerer.html, Janvier 2015

[2] ADEME, les avis de l'ADEME, "Mode de chauffage dans l'habitat individuel", http://www.ademe.fr/modes-chauffage-lhabitat-individuel, Décembre 2014.

[3] Tascikaraoglu, A., Boynuegri, A. R., & Uzunoglu, M, "A demand side management strategy based on forecasting of residential renewable sources: A smart home system in Turkey", *Energy and Buildings*, *80*, pp. 309–320, (2014).

[4] Mohsenian-Rad, A.-H., Wong, V. W. S., Jatskevich, J., Schober, R., & Leon-Garcia, A, "Autonomous Demand-Side Management Based on Game-Theoretic Energy Consumption Scheduling for the Future Smart Grid", *IEEE Transactions on Smart Grid*, *1*(3), pp. 320–331, (2010).

[5] Suganthi L, Samuel AA, "Energy models for demand forecasting - a review", Renew Sustain Energy Rev 2012;16:1223–40, (2012).

[6] Nogales FJ, Contreras J, Conejo AJ, Espinola R, "Forecasting next-day electricity prices by time series models", *IEEE Trans Power Syst*,17(2):342–8, (2002).

[7] K.-F. Abdollah and K.-F. Farzaneh, "A new hybrid correction method for short-term load forecasting based on ARIMA, SVR and CSA", J. Exp. Theor. Artif. Intell, (2013).

[8] Chenthur Pandian, S., Duraiswamy, K., Christober Asir Rajan, C., & Kanagaraj, N, "Fuzzy approach for short term load forecasting", *Electric Power Systems Research*, *76*(6–7), pp. 541–548, (2006).

[9] Hippert, H. S., Pedreira, C. E., & Souza, R. C, "Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation", *IEEE Transactions on Power Systems*, *16*(1), pp. 44–55, (2001).