

Modèle stochastique pour la séparation des composantes de la courbe de charge électrique

MABROUKA EL GUEDRI¹, CHRISTIAN LAJAUNIE², GILLES FLEURY¹, GUY D'URSO³

¹ Département Signaux et Systèmes Electroniques – Supélec – 3 rue Joliot Curie, 91192 Gif-sur-Yvette, France

² Ecole Nationale des Mines de Paris, 60 Boulevard Saint Michel, 74006 Paris, France

³ Électricité de France – R&D, 4 Quai Watier, 78400 Chatou, France

mabrouka.elguedri@supelec.fr, gilles.fleury@supelec.fr

christian.lajaunie@ensmp.fr, guy.durso@edf.fr

Résumé – Une méthode d'estimation des composantes élémentaires de la consommation quotidienne du chauffage électrique (puissance active) est proposée. Le problème générique est celui de la séparation aveugle de sources non-stationnaires de nombre de composantes inconnu, à partir d'une seule observation. Ce problème a fait l'objet de nombreuses études depuis les années 2000. Les méthodes proposées dans la littérature sont principalement des méthodes à base de dictionnaire. Elles s'appuient sur la parcimonie des sources dans un domaine judicieusement choisi. La décomposition de la courbe de charge électrique présente deux particularités qui justifient l'introduction d'une méthode dédiée en s'inspirant des travaux antérieurs. En effet, des sources similaires, par exemple des convecteurs, peuvent se superposer localement ou sur tout le domaine d'observation. De plus, les composantes du mélange présentent des caractéristiques morphologiques qui permettent de les discriminer. Mais, les composantes d'une même classe d'appareils (chauffage par exemple) ont la même forme. La méthode de séparation de sources proposée est fondée sur un modèle probabiliste du mélange, dont les primitives sont définies à partir d'un dictionnaire de formes (temporelles) pré-établies. Un échantillonneur du type MCMC utilisé permet d'obtenir une solution au sens du maximum a posteriori. Le modèle est détaillé dans le cas du chauffage électrique dont les composantes sont des sources localement stationnaires et de même forme. Il sera généralisé à d'autres composantes.

1 Introduction

Dans un contexte où les défis environnementaux et l'épuisement à termes de certaines ressources d'énergie représentent un enjeu majeur, Electricité de France s'intéresse à la conception de bouquets de services énergétiques (facture détaillée, diagnostic, gestion de consommation, etc.) à la clientèle des particuliers. Une démarche possible consiste à exploiter la « consommation » de chaque client pour en extraire les informations nécessaires à la conception de tels services énergétiques. Plus précisément, il s'agit d'exploiter des grandeurs électriques telles que la puissance active / réactive, l'intensité de courant regroupées sous le terme générique de Courbe de Charge (CdC). Ce problème est à fait l'objet de nombreuses études depuis les années 80 à EDF et à l'étranger [1,2,3].

Les solutions existantes [1,2] de décomposition de la courbe de charge électrique présentent les deux particularités suivantes : elles nécessitent de disposer des mesures de l'intensité du courant et de la tension à une fréquence d'échantillonnage élevée (~kHz) et nécessite sur une phase d'apprentissage sur site (client) qui nécessite l'intervention d'un personnel qualifié.

EDF souhaite concevoir des services énergétiques à partir de l'unique grandeur électrique disponible en sortie du compteur bleu électronique, puissance active échantillonnée à une fréquence $f_e \sim 1\text{Hz}$. La solution

envisagée doit être entièrement non-intrusive. Nous avons alors un problème de décomposition d'un mélange à partir d'une mesure unique.

2 Problématique de décomposition de la CdC

On s'intéresse à la séparation des signaux élémentaires de la puissance totale d'un client particulier, appelée courbe de charge (CdC). La CdC est un mélange linéaire additif des puissances appelées es différents usages électriques (chauffage, eau chaude sanitaire, froid alimentaire, etc.). Un exemple de CdC quotidienne globale, les puissances appelées par le ballon d'eau chaude et par le réfrigérateur et un zoom sur un signal de convecteur électrique sont présentés sur la Figure 1. Le signal observé est un mélange des deux principaux usages cités précédemment et de la puissance appelée par quatre convecteurs électriques.

Au regard de l'analyse des signaux élémentaires du mélange, la CdC est un mélange linéaire additif de sources non-stationnaires, sous forme de créneaux qui se différencient par la durée du cycle de fonctionnement ou encore la durée entre deux démarrages successifs.

Les signaux des convecteurs (Figure 2) sont des créneaux à régulation quasi-périodique, dont le rapport cyclique varie lentement au cours du temps.

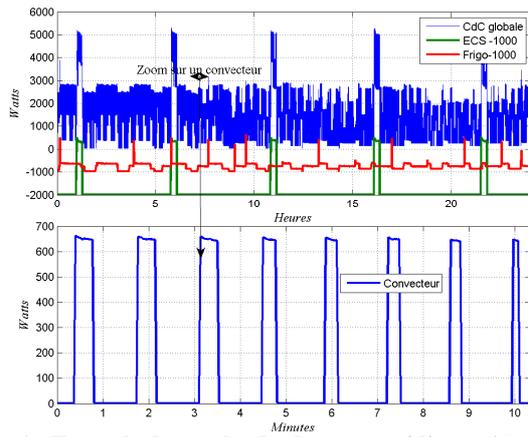


Figure 1 : Exemple de courbe de charge quotidienne ($T_e = 2s$)

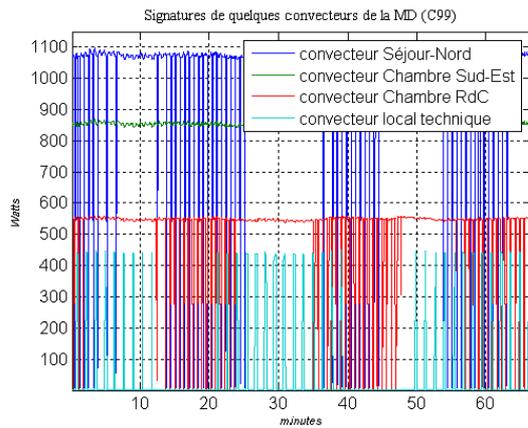


Figure 2 : Signaux de convecteurs fonctionnant simultanément ($T_e = 2s$)

L'analyse des signaux des appareils étudiés met en évidence différentes caractéristiques spécifiques de la CdC.

- Foisonnement des signaux au cours du temps. Dans certains cas, deux signaux de la même classe d'appareils peuvent se superposer localement ou sur tout le domaine d'observation.
- Les signaux générés par des appareils de la même classe ont la même morphologie.
- Le caractère non-stationnaire des signaux, et le caractère localement stationnaire [4] des signaux de convecteurs électriques.

Le problème d'estimation des différentes composantes de la CdC s'inscrit alors dans le cadre de la séparation de sources non-stationnaires à partir d'un seul capteur.

Ce problème a fait l'objet de nombreuses études depuis les années 2000. Les méthodes proposées dans la littérature sont principalement des méthodes à base de dictionnaire. Elles s'appuient sur la parcimonie des sources dans un domaine judicieusement choisi [5, 6, 7]. Les propriétés des signaux électriques mises en évidence par l'analyse des signaux nous amène à définir une méthode dédiée à la décomposition de ces signaux, et ce en s'appuyant d'une part sur les travaux antérieurs et d'autre part sur la description des sources à estimer par un dictionnaire de formes temporelles pré-établies.

Chaque forme est définie par l'ensemble des connaissances *a priori* obtenues à partir de données d'apprentissage. On dispose ainsi d'un dictionnaire de formes pour l'ensemble des appareils électriques permettant de définir un modèle par classe d'appareils. Dans la suite, on se limitera au cas du chauffage électrique par convecteurs. Le choix du chauffage est lié d'une part à l'importance de la consommation du chauffage dans la facture des clients particuliers, et d'autre part aux caractéristiques des signaux de convecteurs.

En effet, le signal d'un convecteur se distingue de l'ensemble des autres appareils électriques par son caractère quasi-périodique. C'est le signal pour lequel on dispose du plus de connaissances *a priori*, et que l'on peut ainsi le mieux décrire.

Par ailleurs cette composante est une source de foisonnement important de la CdC, l'extraire permettrait d'une part de faciliter considérablement le problème et d'autre part de proposer d'ores et déjà des services énergétiques autour de l'usage chauffage.

3 Approche stochastique de décomposition de la CdC du chauffage électrique

3.1 Présentation du modèle

La CdC du chauffage électrique est un mélange linéaire d'un nombre inconnu (N_b) créneaux quasi-périodiques $x_i(t)$ décrit par l'équation (1), où $\varepsilon(t)$ est un bruit gaussien centré.

$$y_{ch}(t) = \sum_{i=1}^{N_b} x_i(t) + \varepsilon(t) \quad (1)$$

L'analyse de données issues de différentes campagnes de mesure a permis de mettre en évidence :

- le caractère quasi-périodique de cette classe de signaux, où la période de régulation vaut soit 40s soit 80s ;
- La symétrie entre l'enclenchement et le déclenchement d'un convecteur ;
- L'évolution au cours du temps du rapport cyclique.

Un modèle paramétrique d'un signal de convecteur est alors défini par :

- des inconnues, considérées comme des variables déterministes, à savoir l'amplitude A_i et la période de régulation T_i ;
- et des inconnues, considérées comme des réalisations de variables aléatoires, que sont la date de début, le nombre de cycle de fonctionnement et les valeurs du rapport cyclique correspondant respectivement représentés par :

$$\underline{\theta}_i = [t_{0,i} \quad N_{ci} \quad \underline{\alpha}_i^T]^T \quad \text{où} \quad \underline{\alpha}_i = [\alpha_{i,1} \quad \dots \quad \alpha_{i,N_{ci}}]^T.$$

Soit $[t_d, t_f]$ le support temporel du signal étudié, les paramètres de chaque convecteur doivent respecter les contraintes suivantes :

- (1) $\forall i \in [1, N_b] : t_d \leq t_{0i} \leq t_f$
- (2) $0 \leq N_{ci} \leq N_{im}$
 où N_{ci} est le nombre de cycle
 du $i^{\text{ème}}$ convecteur et N_{im} est
 le nombre de cycles maximum
 du $i^{\text{ème}}$ convecteurs sur l'intervalle $[t_d, t_f]$
- (3) $\forall k \in [0, N_{ci}] : 0 \leq \alpha_i(k) \leq 1$

Nous avons ainsi un modèle stochastique du mélange, permettant de ramener le problème de décomposition du signal de chauffage à un problème d'estimation es paramètres $\underline{\theta}_i$ sur tous les intervalles de présence de cet usage. Le foisonnement aléatoire des convecteurs ainsi que l'évolution des rapports cycliques conduit à un problème d'optimisation combinatoire. Cette estimation est réalisée en minimisant le critère suivant (éq.2):

$$J(\Theta) = \left\| \underline{y}_{ch} - \underline{y}_m \right\|^2 \quad (2)$$

$$\text{où } \underline{y}_m = \sum_{i=1}^{N_b} x_i(T_i, A_i, \underline{\theta}_i) \text{ et } \Theta = (\underline{\theta}_i)_{i=1..N_b}.$$

Ce critère J est optimisé sur des fenêtres glissantes du signal observé en respectant des propriétés de chaînage (propriété de continuité) liées au fonctionnement des convecteurs.

Un algorithme d'optimisation stochastique, le recuit simulé, permet de s'extraire des minima locaux et de visiter de manière probabiliste plusieurs configurations possibles du système, grâce aux différentes transitions proposées.

3.2 Lois *a priori* des paramètres

La loi de date de début d'un signal de convecteur est définie ainsi : $\forall i \in [1, N_b], : t_{0,i} \sim U([t_d, t_f])$.

Quant au rapport cyclique, on utilise une transformation logistique pour tenir compte des variations lentes de ce paramètre et de son domaine de définition : $[0,1]$.

Ces lois *a priori* sont utilisées pour la simulation des variables aléatoires définies précédemment par des chaînes de Markov. Des noyaux de transition sont introduits pour assurer la génération de configurations de signaux sur l'ensemble de l'espace d'état. Plus de précisions seront fournies dans l'article complet.

4 Optimisation

4.1 Principe

L'algorithme d'optimisation choisi est l'algorithme du recuit simulé, où l'espace d'état est exploré grâce à un échantillonneur stochastique du type MCMC [8]. Il s'agit d'appliquer des perturbations à la solution courante, chaque perturbation est acceptée dans la mesure où elle améliore la solution. Contrairement aux approches classiques, une dégradation de la solution est acceptée avec une certaine probabilité.

4.2 Exploration de l'espace d'état

L'exploration de l'espace d'état est possible par l'intermédiaire d'un ensemble de noyaux de transitions associés à des transformations élémentaires / perturbations aléatoires de la solution courante.

Les transitions [8] proposées pour gérer les chaînes de Markov sont les suivantes.

Translation d'un signal de convecteur : consiste à modifier uniquement la date de début, selon une loi uniforme ou bien selon un modèle auto-regressif d'ordre 1.

Ajout/Suppression d'un créneau en début de séquence

Ajout/Suppression d'un créneau en début de séquence

Modification d'une valeur du vecteur rapport cyclique : la valeur modifiée est tirée selon une loi uniforme, et est modifié en fonction des deux valeurs voisines selon une transformation logistique.

Translation du convecteur et modification de tout le vecteur rapport cyclique

4.3 Chaînage des signaux de convecteurs

Etant donné que la durée de fonctionnement d'un convecteur est souvent élevée, nous avons choisi de définir un algorithme séquentiel pour décomposer le mélange étudié. Plus précisément, la CdC observée est découpée en plusieurs fenêtres de durées égales à une constante ($\sim 10mn$), définie en fonction de la durée minimale de fonctionnement d'un convecteur que l'on souhaite détecter et caractériser. La CdC observée est traitée séquentiellement sur les différentes fenêtres. Traiter le signal observé sur chaque domaine séparément n'est pas judicieux étant donné qu'un convecteur peut se prolonger sur plusieurs fenêtres successives et qu'il présente une structure particulière (quasi-périodique) pouvant simplifier l'exploration de l'espace d'état.

Nous proposons une procédure que nous appelons « chaînage des signaux de convecteurs » entre fenêtres successives. Soient W_k et W_{k+1} deux fenêtres successives d'analyse du signal observé. On se place dans le cas où l'algorithme de reconstruction des signaux de convecteurs appliqué sur la fenêtre W_k a convergé vers une solution non-strictement nulle.

L'objectif du chaînage est de définir les signaux de convecteurs initiaux sur la fenêtre W_{k+1} compte tenu de la solution obtenue sur la fenêtre précédente. Les configurations possibles sont décrites sur la Figure 3.

5 Résultats

Nous allons présenter les premiers résultats obtenus par cette méthode, afin d'illustrer les performances de l'algorithme proposé dans le cas de mélanges simples en présence ou non de régime saturé. La durée de la fenêtre d'analyse est 10mn.

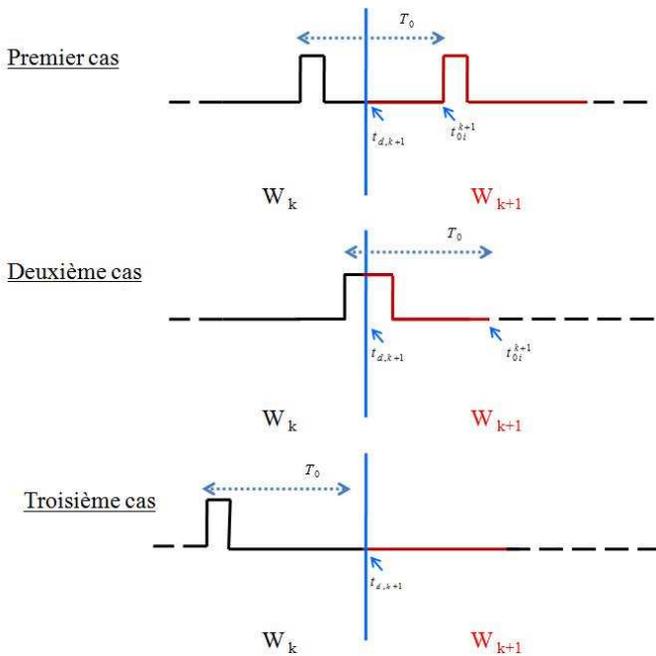


Figure 3 : Illustration du chaînage de convecteurs

La Figure 4 présente les signaux de deux convecteurs fonctionnant pendant 20mn, et dont un alterne un régime de régulation et une régime de saturation (rapport cyclique valant 1). On note également que certains évènements des deux convecteurs sont quasi-simultanés. Le mélange correspondant et le modèle estimé sont présentés sur la Figure 5. Cet exemple met en évidence la robustesse de l'algorithme mis en œuvre à estimer les paramètres du modèle et à gérer les cas limites tels que la présence de saturation ou la superposition d'évènements.

Des tests complémentaires sur des mélanges plus complexes et sur des durées de fonctionnement plus conséquentes afin d'évaluer l'intérêt de cette méthode feront l'objet de travaux futurs.

6 Conclusions et perspectives

Un modèle de la courbe de charge de chauffage exploitant les connaissances apprises à partir de signaux réels est proposé. Le modèle est estimé par un algorithme stochastique adapté à des problèmes d'optimisation combinatoire. Les premiers résultats sur des signaux réels montrent que l'algorithme est robuste vis-à-vis des cas de superposition d'évènements de différents convecteurs ainsi qu'au cas de saturation des convecteurs. Ce modèle a été testé dans le cas du chauffage seul. Les résultats obtenus permettent à EDF de proposer des services autour de la consommation du chauffage : part du chauffage dans la consommation totale, identification de convecteurs sous-dimensionnés, etc. Une généralisation à d'autres appareils fera l'objet de travaux futurs.

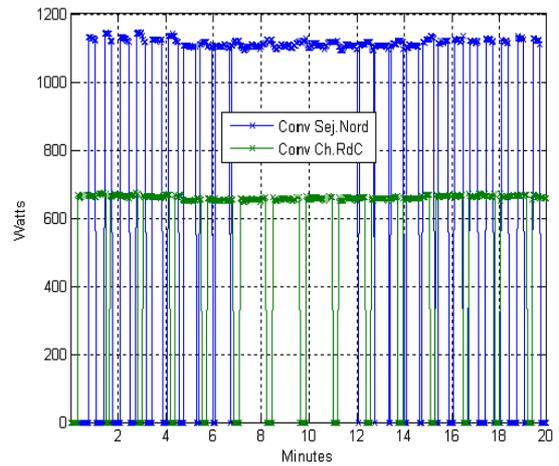


Figure 4 : Signaux élémentaires du mélange

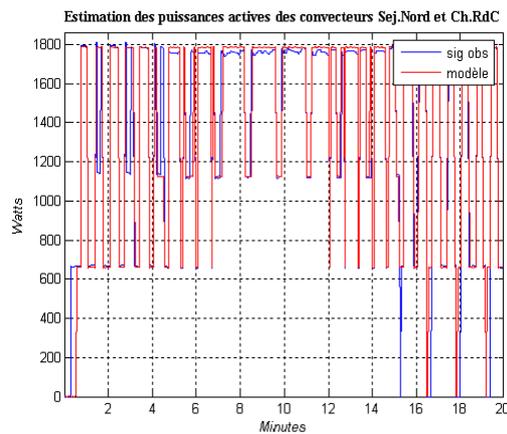


Figure 5 : Mélange (composantes de la Figure 4) et modèle estimé

Références

- [1] G. Hart, Residential energy monitoring and computerized surveillance via utility power flows, *IEEE Technology and Society*, pp. 12-16, June 1989.
- [2] S. Leeb, A conjoint pattern recognition approach to noninvasive load monitoring, PhD. Dissertation, Massachusetts Institute of Technology, February 1993.
- [3] C. Fraust and M. Papon. Prédiction de la courbe de charge nationale et maîtrise de la demande d'électricité : vers une modélisation par usages. Rapport d'étude HR21/2904, Electricité de France - Recherche et Développement, 1993.
- [4] P. Flandrin, *Temps-Fréquence*, Hermès Paris, 1993.
- [5] J. Bobin, Y. Moudden et al, Morphological Diversity and Source Separation, *IEEE Transactions on Signal Processing*. vol. 13 (7), pp. 409-412, 2006.
- [6] L. Benaroya, Représentations parcimonieuses pour la séparation de sources avec un seul capteur, *GRETSI* 2001.
- [7] L. Benaroya, *Séparation de plusieurs sources avec un seul microphone*, Thèse de doctorat, Université Rennes 1, 2003.
- [8] W.R. Gilks, S. Richardson et D.J. Spiegelhalter, *Markov Chain Monte Carlo in Practice*, Chapman & Hal