

## Système électrique français : estimation de l'effacement des clients résidentiels

Leslie Hatton, Philippe Charpentier

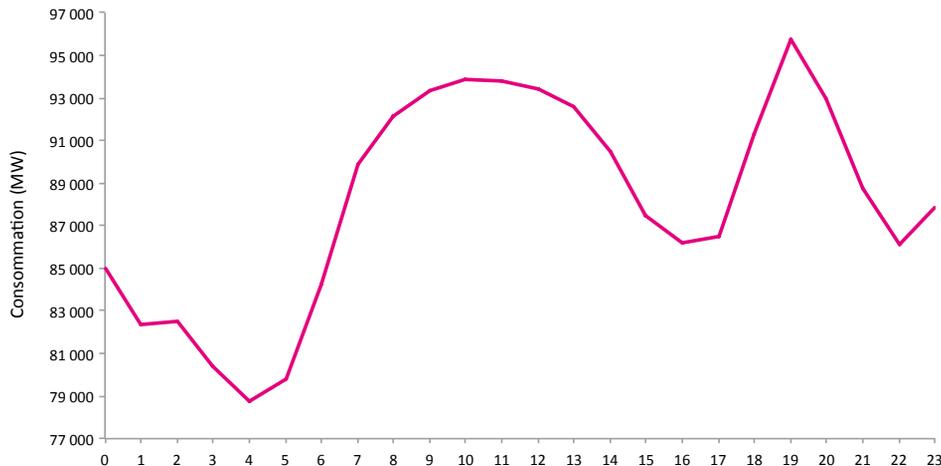
***L'équilibre du système électrique français est fragilisé par la demande de pointe qui croît plus rapidement que la demande globale. Pour garantir la sécurité d'approvisionnement en électricité des consommateurs français, un mécanisme de capacité a été mis en place fin 2010, qui sera effectif d'ici l'hiver 2016-2017. Il favorise l'émergence des effacements de consommation des clients résidentiels à travers le pilotage direct de la charge des appareils de chauffage électrique ou de l'air conditionné. Comment évaluer l'impact de ce type d'effacement ou, autrement dit, quelle aurait été la puissance consommée en l'absence de cet effacement ? Analyse des méthodes aujourd'hui proposées.***

L'électricité ne se stocke pas, la production doit donc être égale en permanence à la consommation afin de satisfaire l'équilibre du réseau électrique dont Réseau de transport d'électricité (RTE) est le garant. RTE bénéficie d'un parc de production très diversifié, mis à disposition par l'ensemble des producteurs, pour satisfaire les variations saisonnières et journalières de la demande d'électricité française. La majeure partie de la consommation est fournie par les centrales nucléaires et les usines de production hydraulique au fil de l'eau<sup>1</sup>. La forte présence du chauffage électrique dans les foyers français rend la consommation électrique dépendante des variations climatiques et entraîne une augmentation notable de son niveau en hiver. Par ailleurs, l'activité quotidienne des ménages engendre une hausse de consommation entre 18h et 20h, lors du retour au domicile et du début des activités domestiques (cuisson, éclairage) et de loisirs (télévision, informatique). La demande de pointe résulte de la synchronisation de la pointe hivernale et de la pointe journalière (Fig. 1). Pour satisfaire ces pics de

consommation, concentrés sur des périodes de temps assez courtes, les moyens de production thermique (à gaz, fioul ou charbon) sont sollicités. Ces centrales, notamment les turbines à combustion ainsi que les barrages hydrauliques, sont capables de fournir une grande quantité de puissance électrique en l'espace de 10 à 20 minutes et permettent alors de répondre à la demande de pointe. L'équilibre du système est également satisfait en intégrant la flexibilité de la demande des clients dans la gestion du système électrique. C'est ce qu'on appelle la *demand response* (DR). Au lieu de satisfaire la totalité de la demande par de la production, la DR consiste à faire appel au consommateur pour qu'il module sa consommation électrique. Les modulations de consommation se traduisent par le report et l'effacement de la consommation sur une période donnée. Un effacement résulte donc d'une action volontaire de la part du client à réduire sa consommation suite à une sollicitation externe telle qu'un signal économique ou un signal automatique [RTE, 2009 ; RTE, 2011 ; CRE, 2013b].

Un signal économique est souvent de type tarifaire à l'image des signaux heures creuses / heures pleines (HC/HP), Effacement jour de

1. Centrales hydrauliques installées sur les fleuves et rivières utilisant en continu le débit de l'eau pour produire de l'électricité.



**Figure 1. Consommation journalière du 8 février 2012, où la demande de pointe a atteint un pic maximal de 102 GW à 19h (données RTE)**

pointe (EJP) ou Tempo introduits par Electricité de France. Le tarif HC/HP permet, depuis 1965, de reporter la consommation sur les périodes journalières de faible demande, telles que les heures méridiennes ou nocturnes. Le tarif EJP a été introduit en 1982 pour contrôler les variations saisonnières et surtout la demande de pointe hivernale. Les clients EJP paient 0,74 fois le prix du tarif « Base » de l'électricité durant l'année, à l'exception des 22 jours critiques de l'hiver déterminés selon les prévisions météorologiques, où ils paient alors 3,63 fois le prix du tarif « Base ». Existant toujours pour les adhérents historiques, le tarif EJP n'est plus proposé depuis 1998, mais est relayé par le tarif Tempo depuis 1996, définissant trois types de jours : bleu, blanc et rouge. Pendant 300 jours bleus (respectivement 43 blancs et 22 rouges), les clients paient 0,66 (resp. 0,93 et 3,7) fois le prix du tarif « Base ». Ces tarifs permettent au consommateur de devenir actif envers sa consommation. Les gros clients industriels disposent également de ce type de tarifs, mais ils peuvent surtout valoriser leur capacité d'effacement sur le mécanisme d'ajustement<sup>2</sup> (MA). Par le biais d'offres contractualisées avec RTE, ces clients s'engagent à mettre à disposition leur capacité d'effacement lorsque

2. Dispositif mis en place en 2003 par RTE pour résoudre en temps réel les problèmes d'équilibre du système. <http://www.cre.fr/reseaux/reseaux-publics-d-electricite/services-systeme-et-mecanisme-d-ajustement>

RTE les sollicite. Les signaux automatiques permettent de piloter à distance la consommation des équipements électriques. Dans le secteur résidentiel, hormis pour la production d'eau chaude sanitaire, le pilotage automatique des équipements électriques tels que les appareils de chauffage (convecteurs, pompes à chaleur) et l'air conditionné s'était relativement peu développé, reposant sur des systèmes de gestionnaires d'énergie coûteux et difficiles à mettre en place dans des logements anciens. L'évolution des technologies de l'information favorise aujourd'hui l'émergence des effacements pilotés de l'extérieur du logement pour maîtriser la demande de pointe.

### Fragilisation récente de l'équilibre offre-demande

Par le paysage précédemment décrit, on note ces dernières années que l'équilibre offre-demande s'est fragilisé. D'une part, la demande de pointe hivernale (MW) ne cesse de croître et, depuis 2003, a augmenté plus vite (33 %) que la consommation annuelle (TWh, 15 %). D'autre part, le gisement d'effacement sur incitation tarifaire (EJP, Tempo) ne représente plus qu'un-tiers du gisement d'effacement de 2000, correspondant alors à 3 % de la pointe actuelle [Veyrenc, 2013]. De plus, dans un marché *energy only*<sup>3</sup>, les moyens de production de pointe

3. Un marché électrique *energy only* signifie que seule l'énergie vendue est rémunérée.

qui ne fonctionnent que quelques centaines d'heures dans l'année et de façon aléatoire sont peu rémunérés et donc peu rentables ; dans un contexte où la production est passée dans le domaine concurrentiel, l'investissement dans ces unités de pointes, néanmoins indispensables à la sécurité du réseau, a donc logiquement diminué au cours des dix dernières années. Enfin, les dispositions réglementaires<sup>4</sup> en matière de politique énergétique obligent à la modernisation ou la fermeture d'un ensemble de centrales thermiques d'ici 2016 afin de réduire les émissions de gaz à effet de serre<sup>5</sup>. La France risque donc de manquer de capacités pour assurer les futures pointes de consommation hivernale d'ici 2016 [RTE, 2009 ; Poignant-Sido, 2010].

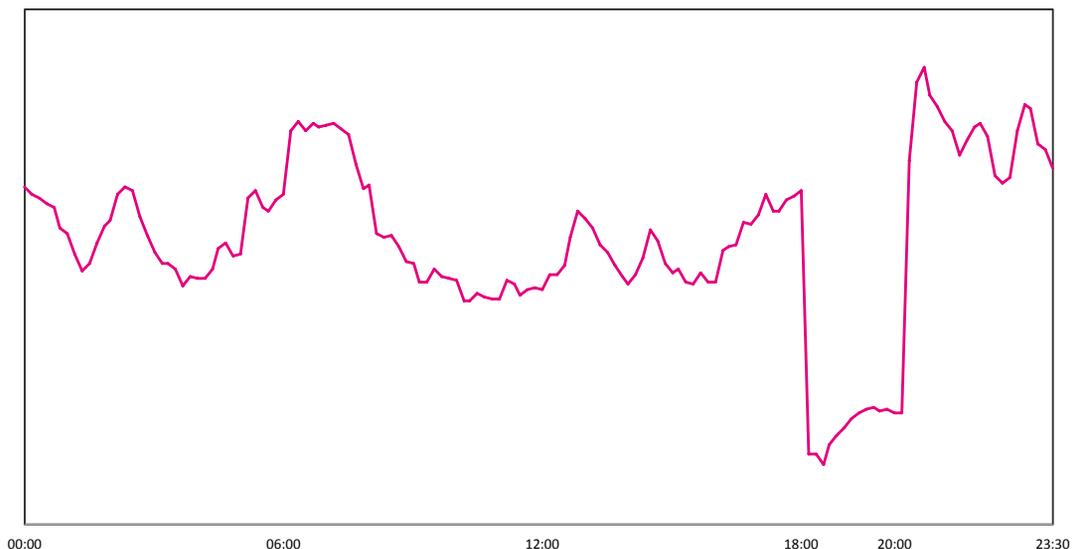
Ainsi, pour garantir l'équilibre du système électrique et plus particulièrement pour assurer la sécurité en approvisionnement d'électricité des consommateurs, la loi NOME (Nouvelle organisation des marchés

électriques), promulguée en décembre 2010, instaure la mise en place d'un mécanisme de capacité effectif pour l'hiver 2016-2017, obligeant les fournisseurs de disposer de capacités en adéquation avec la puissance de pointe de leur portefeuille. Ce dispositif encourage le développement des effacements de consommation, notamment des effacements diffus des clients résidentiels partiellement responsables de la demande de pointe.

Principalement réalisé sur des petits clients, un effacement diffus résulte de l'agrégation de plusieurs effacements pilotés unitaires, réalisés de façon synchronisée et sur différents sites de consommation (Fig. 2). Ce type d'effacement peut être proposé aux clients résidentiels par leur fournisseur, mais surtout par les opérateurs d'effacement qui, en tant que nouveaux acteurs du secteur électrique et grâce au mécanisme de capacité, peuvent vendre des garanties de capacités aux fournisseurs. Afin de favoriser le développement des effacements diffus, la loi NOME est complétée par la loi du 15 avril 2013, dite « loi Brottes ». Les principales mesures de la loi sont d'une part de permettre la valorisation des effacements diffus sur le MA et sur les marchés de l'énergie et, d'autre part, d'instaurer le versement d'une prime pour les opérateurs d'effacement financée par l'ensemble des

4. Liées à la directive 2010/75/UE relative aux émissions industrielles, appelée également directive IED.

5. En 2008, dans le cadre du paquet Énergie-Climat, les membres de l'UE se sont engagés d'ici 2020, à réduire de 20 % les émissions de gaz à effet de serre par rapport à leur niveau de 1990, à économiser 20 % d'énergie et à avoir une proportion de 20 % d'énergies renouvelables dans la consommation énergétique.



**Figure 2. Effacement diffus, entre 18h et 20h, résultant du pilotage du chauffage électrique d'un groupe de clients résidentiels**

consommateurs via la contribution au service public de l'électricité<sup>6</sup>.

La valorisation des effacements sur le MA ou les marchés de l'énergie constitue une source d'approvisionnement et un moyen de flexibilité additionnel par rapport aux moyens de production. Pour garantir que les effacements rémunérés correspondent bien à un service effectivement rendu, il faut contrôler leur réalisation. L'enjeu principal repose alors sur la mesure de la quantité d'électricité effectivement effacée.

Déterminer la puissance électrique effacée n'est cependant pas trivial. En effet, il est impossible de mesurer une non-consommation électrique. La seule quantité observable et donc mesurable est la puissance ou courbe de charge réalisée pendant l'effacement, impactée par ce dernier. Pour quantifier la puissance effacée, on a besoin d'estimer qu'elle aurait été la puissance appelée, *i.e.* la *baseline*, en l'absence de cet effacement. Le gisement d'effacement

s'obtient ensuite par différence de la *baseline* et de la puissance mesurée (Fig. 3).

De l'estimation de la *baseline* dépend l'estimation du gisement d'effacement qui représente un enjeu financier pour tous les acteurs du secteur électrique. Pour valoriser les effacements sur les marchés de l'électricité, des méthodes d'estimation de la *baseline* précises et adaptées sont nécessaires.

Depuis les années 2000, différentes méthodes d'estimation de la *baseline* ont été développées et évaluées [Newsham *et al.*, 2011 ; Bode *et al.*, 2013] à travers les expérimentations (ou programmes de DR) conduites pour étudier les effacements de consommations [Lesgards et Frachet, 2012]. Les premières méthodes sont basées sur des profils journaliers sélectionnés à partir de l'historique du groupe de clients recevant les effacements. Les deuxièmes s'intéressent à la modélisation de la puissance journalière en fonction de plusieurs paramètres (température, puissance passée, type de jour, etc.). Enfin, une troisième méthode largement utilisée dans les expérimentations repose sur un groupe de contrôle. À l'image des essais cliniques, le recrutement d'un groupe de contrôle dans les expérimentations permet de créer une situation de référence. La consommation de ce groupe observée sur les jours avec effacement est utilisée pour estimer la *baseline*. Cette

6. Instituée par la loi n° 2003-8 du 3 janvier 2003, la Contribution au service public de l'électricité (CSPE) finance différentes charges liées entre autres au service public de l'électricité dont par exemple le soutien politique à la cogénération et aux énergies renouvelables, le « tarif de première nécessité », etc. <http://www.cre.fr/operateurs/service-public-de-l-electricite-cspe/mecanisme>



**Figure 3. Représentation de la courbe de charge moyenne d'un groupe de clients résidentiels avec un effacement entre 18h et 20h sur le chauffage électrique.**

L'effacement (aire rose) est obtenu par la différence de la *baseline* estimée et de la puissance mesurée

dernière méthode est notamment mise en avant dans [Bode *et al.*, 2013] pour ces bonnes performances.

Cet article a pour objectifs de présenter les caractéristiques des méthodes d'estimation de la *baseline* et de discuter leur transposition à l'opérationnel. Les différentes méthodes fondées sur un groupe de contrôle sont d'abord présentées. L'importance de distinguer le cas où le groupe de contrôle est expérimental du cas où il ne l'est pas est particulièrement soulignée. La section suivante détaille les méthodes de profil qui utilisent un critère énergétique ou météorologique pour sélectionner l'historique de consommation. Les modèles de régression employés pour modéliser la puissance journalière à partir de différents facteurs sont décrits dans la section 3. Ces méthodes ont été confrontées dans plusieurs études. Nous discutons dans la section 4 de leurs avantages et limites pour une utilisation opérationnelle et proposons de nouvelles méthodes de sélection du groupe de contrôle satisfaisant des critères opérationnels. Enfin, nous concluons cette étude.

## 1. Les méthodes fondées sur un groupe de contrôle

Les essais cliniques sont connus pour utiliser les expérimentations aléatoires afin d'évaluer les effets d'un traitement sur des individus traités. Les individus participant à l'essai sont alors aléatoirement répartis dans le groupe traité et dans le groupe contrôle. Ce dernier est ensuite utilisé comme situation de référence pour évaluer l'impact du traitement. Également employées dans divers secteurs (e-commerce, programmes de formation et d'emploi, etc.), les expérimentations aléatoires ont été utilisées dès les premiers programmes de DR [Lesgards et Frchet, 2012], principalement pour évaluer l'impact des systèmes d'informations (*feedbacks*) sur la consommation des clients. Afin d'étudier le comportement des consommateurs vis-à-vis de l'incitation tarifaire et du pilotage direct de la charge (ci-après nommés le ou les traitement(s)), les expérimentations aléatoires contrôlées se sont multipliées depuis les années 2000. Dans ce cas, la courbe de charge du groupe de contrôle est directement utilisée

comme *baseline*. Seulement, pour certains projets, avoir un groupe de contrôle aléatoire expérimental présente des contraintes juridiques, techniques et financières car il est nécessaire de mesurer la puissance de chacun des clients. Pour contourner ces contraintes, des méthodes non expérimentales sont utilisées pour quantifier l'effacement à partir d'un groupe de contrôle non aléatoire.

À travers cette section, nous présentons les différentes méthodes d'estimation de la *baseline* reposant sur un groupe de contrôle aléatoire ou non aléatoire.

### A) Cas idéal : les expérimentations aléatoires contrôlées

Les expérimentations contrôlées ont pour objectif de construire aléatoirement deux groupes identiques afin que l'un soit le contrôle de l'autre. Le groupe qui reçoit le traitement, le groupe traité, se distingue ensuite du groupe de contrôle qui ne reçoit ni traitement, ni information concernant ce dernier. Pour garantir que l'écart observé entre les deux groupes à l'issue de l'étude expérimentale provienne uniquement de l'impact du traitement appliqué, le caractère aléatoire des deux groupes doit être strictement respecté. Cette différence observée résulte alors de l'effet du traitement et caractérise l'effacement de consommation.

Pour assurer une estimation sans biais de l'effacement, le design expérimental du programme doit satisfaire certains critères. Premièrement, un échantillon de clients est sélectionné parmi la population ciblée puis, en théorie, les clients sélectionnés sont affectés aléatoirement au groupe traité et au groupe de contrôle. Néanmoins, pour participer au programme et recevoir le traitement, les clients doivent donner leur accord et sont donc finalement volontaires. Ces clients acceptent de participer au programme en fonction de leurs propres intérêts et du bénéfice que l'expérimentation peut leur rapporter. Ces critères sont personnels et inobservables : on parle de propension. Ainsi, en pratique, les groupes traité et contrôle sont construits certes de façon aléatoire, mais à partir d'un échantillon de clients volontaires. Cela n'assure pas la validité externe des résultats, *i.e.* la possibilité d'extrapoler les résultats à l'ensemble

de la population ciblée puisque les clients participants sont des volontaires. En revanche, si l'on cherche à valider les résultats parmi la population de clients volontaires, la validité externe est assurée. Deuxièmement, l'attribution des clients dans chacun des groupes est généralement réalisée par un tirage aléatoire stratifié. Les strates sont habituellement définies en fonction des caractéristiques individuelles observables qui discriminent la consommation électrique des clients telles que leur localisation géographique, la surface et le type de logement (appartement ou maison), leurs équipements électriques, le tarif souscrit, etc. Ainsi, les groupes sont à la fois équilibrés sur les caractéristiques observables et inobservables. Partageant la même propension pour l'expérimentation, les clients du groupe de contrôle reflètent le comportement des clients du groupe traité si ces derniers ne recevaient pas de traitement. Cette affectation aléatoire élimine alors tout biais de sélection et assure la validité interne du programme : la seule différence observée entre les deux groupes provient de l'impact du traitement, *i.e.* l'effacement obtenu par différence directe de la courbe de charge du groupe de contrôle et de la courbe de charge du groupe traité.

Ce type d'expérimentation a été mis en œuvre dans plusieurs programmes : le pilote California Statewide Pricing [SPP, 2005], l'expérimentation Anaheim Critical Peak Pricing (Californie) [Wolak, 2006], le projet Olympic Peninsula (US) [PNNL, 2007], le pilote Powercents-DC™ (US, Columbia) [PowerCentsDC, 2010] et le projet Smart Metering (Irlande) [CER, 2011], pour n'en citer que quelques-uns. Le tableau 1 complète cet échantillon et apporte des informations détaillées sur le nombre de clients composant les groupes traité et contrôle, le type de programme testé (défini dans le tableau 2) et la durée de l'expérimentation.

L'expérimentation aléatoire contrôlée est la « règle d'or » pour évaluer sans biais les effacements de consommation issus du pilotage tarifaire ou direct de la charge. Cependant, réaliser ce type d'expérimentation est une solution financièrement coûteuse car tous les clients, incluant ceux du groupe de contrôle, doivent être équipés d'instruments de mesure pour relever leur consommation. De plus, lorsque le

taux de participation au programme est faible, la totalité des clients volontaires est allouée au groupe traité. Dans ce cas, certains programmes sélectionnent un groupe de contrôle à partir de données non expérimentales [Allcott, 2011 ; Newsham *et al.*, 2011]. Afin de limiter le biais de sélection affectant la validité de l'effacement estimé, la sélection du groupe de contrôle doit être conduite avec circonspection.

## B) Les méthodes non expérimentales

Certaines expérimentations se déroulent dans des villes où le déploiement des compteurs communicants est très avancé. Les courbes de charge issues de ces compteurs peuvent être exploitées par l'opérateur électrique réalisant l'expérimentation pour construire un groupe de contrôle [Newsham *et al.*, 2011]. Par ailleurs, la plupart des opérateurs électriques disposent de données de panel<sup>7</sup> représentatives de leur portefeuille clients. Ces données, habituellement analysées pour lancer de nouvelles offres commerciales, peuvent alors être utilisées pour sélectionner un groupe de contrôle non aléatoire.

Dans un cadre non expérimental, la sélection du groupe de contrôle ne peut reposer que sur les caractéristiques individuelles observables des clients potentiellement « contrôles » car, par définition, les caractéristiques inobservables ne peuvent être employées. D'une part, des méthodes non aléatoires, dites « quasi-expérimentales », sont utilisées pour reproduire au mieux les conditions d'un cadre expérimental. L'objectif des méthodes d'appariement est de réduire au plus le biais de sélection à partir des caractéristiques observables. Combinées ou non à ces méthodes, les approches par différence-de-différence prennent en considération les données des deux groupes précédant le traitement pour corriger les différences antérieures. D'autre part, une méthode utilisée par [Newsham *et al.*, 2011] sélectionne un groupe de contrôle sur la base des caractéristiques observables puis réduit les écarts persistants entre la consommation du groupe de contrôle et du groupe traité par un ajustement du niveau de la consommation.

7. Données de consommation individuelles collectées pour un certain nombre de clients et sur une période temporelle longue.

**Tableau 1**

**Récapitulation des expérimentations aléatoires contrôlées**

| Date                    | Pilote  | Taille groupe traité/contrôle        | Type de programme              | Durée         |
|-------------------------|---|--------------------------------------|--------------------------------|---------------|
| <b>Amérique du Nord</b> |   |                                      |                                |               |
| 2003-2005               | California Statewide Pricing Pilot (USA)              | 2500/750                             | TOU, CPP, DLC                  | 18 mois       |
| 2003-2006               | Illinois Real-time Pricing (USA)                      | 1500/103                             | RTP                            | 3 ans         |
| 2004-2005               | California Automated Demand Response Trial (USA)      | 122/104 en 2004, puis 98/101 en 2005 | CPP                            | 2 ans         |
| 2004-2005               | Misouri CPP Trial (USA)                               | 91(TOU)<br>87(CPP)<br>78(CPP)/297    | TOU, CPP                       |               |
| 2005                    | Anaheim Critical Peak Pricing Experiment (Californie) | 71/52                                | PTR, DLC                       | 4 mois et 1/2 |
| 2005-2006               | Idaho Demand Side Response Trial (USA)                | 85/420<br>68/35                      | TOU<br>CPP                     |               |
| 2006                    | Olympic Peninsula Project (USA)                       | 112/25                               | Tarifs fixes,<br>TOU+CPP, RTP  | 1 an          |
| 2007                    | myPower Pricing Segments Trial (New-Jersey, USA)      | 379+319/450                          | TOU+CPP, DLC                   | 3 mois        |
| 2007                    | Ontario Energy Board Smart Price (Canada)             | 375/125                              | TOU, TOU+CPP,<br>TOU+CPR       | 7 mois        |
| 2008                    | PowercentsDC™ (Columbia, USA)                         | 900/400                              | TOU, TOU+CPP,<br>TOU+CPR et HP | 19 mois       |
| 2008                    | Smart Energy Pricing Pilot (Maryland, USA)            | 1321/354                             | TOU, PTR                       | 2 mois        |
| 2008                    | Peaksaver Program Ontario (Canada)                    | 195/268                              | DLC                            | 2 mois        |
| 2009                    | Plan it WisePilot (Connecticut, USA)                  | 2437/200                             | TOU, CPP, CPR                  | 3 mois        |
| <b>Europe</b>           |   |                                      |                                |               |
| 2004                    | Keypad Powershift (Irlande)                           | 100/100                              | Pilotage tarifaire             | 11 mois       |
| 2008-2011               | Smart Metering Project (Irlande)                      | 3300/930                             | TOU + incitations              | 3 ans         |
| 2008                    | Energy Demand Research Project (Royaume-Uni)          | 47000/16000                          | Pilotage tarifaire + IHD       | 2 ans         |
| 2011-2014               | Millener (France)                                     | NC*/NC                               | DLC                            | 4 ans         |
| <b>Asie</b>             |   |                                      |                                |               |
| 1996                    | Kyushu Experiment (Japon)                             | 400/400                              | TOU                            | 3 mois        |
| <b>Australie</b>        |   |                                      |                                |               |
| 2006-2007               | Energy Australia smart meter                          | 756/NC                               | TOU, CPP, CPP+IHD              |               |
| 2006-2008               | Integral Energy Trial                                 | 900/360                              | TOU, CPP, CPP+IHD              |               |

\*NC : non communiqué

• *Les méthodes d'appariement*

Pour s'affranchir du biais de sélection, le principe d'une expérimentation contrôlée consiste à sélectionner aléatoirement des individus recevant le traitement et des individus de contrôle. Pour imiter au mieux ce principe et supprimer le

biais de sélection, les méthodes d'appariement construisent un groupe de contrôle à partir d'individus ne recevant aucun traitement et possédant des caractéristiques observables similaires à celles des individus traités. Ces caractéristiques peuvent être la consommation d'électricité journalière ou annuelle, le type de logement, la

Tableau 2

## Lexique des principales offres testées dans les programmes de DR

| Tarifs                      | Définition  |
|-----------------------------|---|
| Time-of-Use (TOU)           | Double tarif proposant un prix avantageux sur les périodes hors pointe et les weekends en contrepartie d'un prix plus élevé sur les périodes de pointe des jours de la semaine.   |
| Critical Peak Pricing (CPP) | Tarif plus élevé sur quelques heures de pointe en échange d'un tarif attractif le reste du temps.   |
| Real Time Pricing (RTP)     | Tarif horaire basé sur le prix du marché de détail de l'électricité reflétant le prix du marché de gros Day-ahead ou Hour-ahead.  |
| Critical Peak Rebate (CPR)  | Tarif proposant un rabais aux clients qui réduisent leur consommation en dessous de leur <i>baseline</i> pendant les heures de forte demande.   |
| Peak Time Rebate (PTR)      | Tarif offrant un bonus aux clients qui réduisent leur consommation lors des périodes critiques par rapport aux autres jours. Les clients adhérant au tarif PTR ont pour base le tarif TOU et sont avertis par un signal lorsqu'un jour critique survient. |
| Hourly Pricing (HP)         | Tarif horaire variable.   |
| In-Home Display (IHD)       | Afficheurs d'informations énergétiques et tarifaires.   |
| Direct Load Control (DLC)   | Contrôle direct de la charge (chauffage ou air conditionné).  |
| Heure Creuse Solaire        | Mise en place d'heures creuses solaires entre 12h et 16h.   |

localisation, le tarif souscrit, etc. En théorie, l'objectif est d'apparier un individu contrôle à un individu traité mais, en pratique, il est difficile de trouver autant d'individus contrôles que d'individus traités partageant le plus grand nombre possible de caractéristiques observables. Ainsi, les méthodes d'appariement reposent en pratique sur la construction d'un score de propension spécifiant la probabilité d'un individu d'être sélectionné pour l'expérimentation. Cette probabilité est calculée pour l'ensemble des clients (traités et contrôles) conditionnellement aux variables observées. Ce score, estimé par des modèles de régression logistique, permet de considérer un grand nombre de variables observables. Introduit par [Rosenbaum et Rubin, 1983], l'appariement direct sur le score de propension n'est cependant pas conseillé en pratique car on ne connaît pas les propriétés de l'estimateur obtenu, *i.e.* la courbe de charge du groupe de contrôle, notamment quand le groupe de traitement est grand. [Heckman *et al.*, 1998] ont alors proposé une méthode d'appariement à partir d'estimateurs à noyau : pour un individu traité, on attribue un poids à chaque individu contrôle en fonction de la distance entre son score de propension et le score de propension de l'individu traité en question. On obtient alors une courbe de charge contrôle pour chaque

individu traité à partir de la moyenne pondérée des courbes de charge individuelles de tous les clients contrôles. La courbe de charge du groupe de contrôle s'obtient par la moyenne de toutes les courbes de charge contrôles obtenues pour chacun des individus traités. L'effacement est obtenu par différence de cette courbe de charge et de celle du groupe traité.

- *La méthode différence-de-différence*

En raison du biais de sélection entre un groupe d'individus recevant un traitement (et donc volontaires) et un groupe d'individus n'en recevant aucun, l'effacement ne peut être directement estimé par différence de la consommation de ces deux groupes d'individus. De même, en théorie, on ne peut comparer la consommation des individus traités à leur consommation antérieure au traitement car différents facteurs peuvent impacter la consommation sur ces deux périodes, notamment les variations météorologiques. Cependant, lorsque l'on dispose de données antérieures au traitement pour le groupe traité et un groupe de contrôle, ces différences inter- et intra-groupes peuvent être contrôlées par la prise en compte de l'évolution des groupes sur les périodes pré- et post-traitement. Dans la méthode différence-de-différence, il est supposé que si l'évolution de la

consommation des deux groupes est identique sur la même période, alors la différence observée après l'attribution du traitement résulte uniquement de l'impact du traitement.

Ainsi, construite sur deux différences successives, cette méthode élimine par la première différence les effets de l'évolution temporelle au sein des deux groupes,  $\Delta(C)$  et  $\Delta(T)$ , et supprime par la seconde le biais de sélection entre les deux groupes :  $\Delta(C)-\Delta(T)$ . La quantité alors obtenue correspond à l'impact du traitement : l'effacement (cf. tableau 3).

Pour mettre en œuvre cette méthode, le groupe de contrôle utilisé doit néanmoins avoir la même évolution de consommation électrique que le groupe traité. Ce groupe de contrôle peut par exemple être construit par les méthodes d'appariement ou en prenant des individus semblables à la cible étudiée, tel que décrit dans la partie suivante. Notons que cette méthode peut également s'appliquer à un groupe de contrôle aléatoire expérimental.

La méthode différence-de-différence a été utilisée dans l'étude comparative de [Bode *et al.*, 2013] pour quantifier l'effacement de clients résidentiels suite au pilotage de leur système d'air conditionné et également pour évaluer plusieurs programmes conduits par la compagnie Opower, testant l'envoi de mails comparant la consommation du client à celle de ses voisins [Allcott, 2011].

- *Cas particulier : ajuster le niveau de consommation*

La méthode présentée ici a principalement été utilisée dans l'expérimentation Peaksaver en Ontario [Newsham *et al.*, 2011]. C'est un cas particulier qui ne fait pas partie des méthodes

d'évaluation classiquement mentionnées dans la littérature. Cependant, en tant que méthode utilisée pour évaluer l'effacement, il est approprié de la citer dans cet article. Afin d'évaluer l'impact issu du pilotage de l'air conditionné, le groupe de contrôle a été construit à partir d'individus possédant les mêmes caractéristiques observables que les individus du groupe traité. Pour réduire au plus le biais de sélection sur la base de ces variables observables, les conditions de sélection répondent à des critères bien précis et notamment aux critères utilisés pour cibler la population de l'expérimentation. Ainsi, les clients contrôles résident dans la même ville que les clients expérimentés, ont été enquêtés préalablement à l'expérimentation afin d'obtenir des informations sur la composition de leur foyer, leur consommation électrique et leur système de chauffage et d'air conditionné. Pour corriger l'écart de consommation entre les deux groupes qui conduirait à des estimations biaisées, un facteur de normalisation a été appliqué à la courbe de charge du groupe traité, ce qui revient aussi à appliquer l'inverse de ce facteur à la courbe de charge du groupe de contrôle. Cet ajustement est fondé sur le ratio des puissances moyennes, calculées sur différentes périodes, du groupe de contrôle et du groupe traité. Plusieurs périodes ont été considérées par les auteurs : les trois heures précédant l'effacement, le jour précédent, la semaine précédente, un jour de température similaire, etc. Elles ont été évaluées à partir du critère Root Mean Square Error (RMSE). Retenant l'ajustement calculé sur les trois heures précédant le traitement, l'effacement a été estimé par différence de la courbe de charge du groupe de contrôle et de la courbe de charge ajustée du groupe traité.

**Tableau 3**

**Méthode différence-de-différence**

| Période d'observation | Période de pilotage | Différence  |
|-----------------------|---------------------|---|
| Contrôle( $t_1$ )     | Contrôle( $t_2$ )   | $\Delta(C) = \text{Contrôle}(t_2) - \text{Contrôle}(t_1)$ |
| Test( $t_1$ )         | Test( $t_2$ )       | $\Delta(T) = \text{Test}(t_2) - \text{Test}(t_1)$         |

=> Effacement =  $\Delta(C) - \Delta(T)$

Les premières différences  $\Delta(C)$  et  $\Delta(T)$  éliminent les effets temporels liés à l'évolution des deux groupes sur la période  $t_1 + t_2$ . La seconde différence  $\Delta(C) - \Delta(T)$  permet d'éliminer le biais de sélection entre les deux groupes pour finalement obtenir l'effacement.

**2. Les méthodes de profil**

Les méthodes de profil consistent à estimer un profil de courbe de charge journalier à partir de la puissance historique réalisée. On obtient alors la forme de la consommation du jour effacé dont le niveau de consommation est ajusté par un facteur. Ces méthodes ont été élaborées pour estimer la courbe de charge de clients ayant une consommation journalière régulière telle que celles de grands industriels ou de commerces. Elles sont utilisées par les Opérateurs Indépendants des Systèmes (ISO) de Nouvelle Angleterre (New-England, NE ISO), New-York (NY ISO), Californie (CA ISO) et l'Opérateur Régional de Transmission (RTO) de Pennsylvanie New-Jersey Maryland (PJM RTO). Cependant, les méthodes étant construites sur un critère énergétique ou météorologique, elles ont été déclinées et appliquées aux courbes de charge de clients résidentiels [Grimm, 2008 ; Newsham *et al.*, 2011].

Les méthodes de profil procèdent en trois étapes : sélection, estimation et ajustement [Goldberg et Agnew, 2003]. Fixons un jour effacé (JE) et un jour référent (JR) déterminé comme étant le dernier jour non effacé avant le jour effacé et détaillons chacune des étapes.

• *Sélection*

L'objectif est de rechercher dans un passé proche du jour effacé un ensemble de jours ouvrés (hors weekend, jours fériés et vacances scolaires), sans effacement et les plus semblables possible au jour référent (tableau 4). Pour définir la notion de similarité, on utilise un critère de sélection basé soit sur des conditions météorologiques, soit sur des conditions

énergétiques. Ce critère est discuté ci-après. La plupart des méthodes retiennent cinq jours.

• *Estimation*

On estime un profil de consommation obtenu par la moyenne de la consommation des jours sélectionnés.

• *Ajustement*

Généralement, il y a un écart entre le niveau de ce profil et celui de la courbe réelle mesurée juste avant l'effacement. Pour corriger cet écart, un ajustement est appliqué au profil, qui ajusté, définit alors la *baseline*. L'ajustement considère la moyenne de la courbe de charge réelle et la moyenne du profil qui sont principalement calculées sur les heures précédant l'effacement. Pour certaines méthodes (NE ISO), l'ajustement est additif et s'obtient par la différence des moyennes de la courbe réelle mesurée et du profil. Pour d'autres, il est multiplicatif et correspond au rapport des moyennes de la courbe réelle mesurée et de la courbe du profil. L'ajustement peut être appliqué au profil soit uniquement sur les heures effacées, soit sur cette période étendue de quelques heures avant et après.

Le critère de similarité est en général défini pour caractériser les particularités d'une courbe de charge : l'énergie journalière, l'énergie en période de pointe, l'énergie appelée sur la période la plus froide ou la plus chaude d'une journée, la température moyenne, minimale ou maximale de la journée, etc. Nous distinguons ici les méthodes de profil utilisant un critère météorologique et celles utilisant un critère d'énergie.

Dans le cas d'un critère météorologique, la méthode est en mesure de capter la thermo-

| Tableau 4   |                  |                  |                  |                  |                  |                  |
|---|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| Sélection des jours les plus proches (en clair) satisfaisant le critère calculé sur le jour référent (JR) pour estimer la <i>baseline</i> du jour effacé (JE) |                  |                  |                  |                  |                  |                  |
| Potentiel de jours à sélectionner   |                  |                  |                  |                  |                  |                  |
| Samedi  | Dimanche         | Lundi            | Mardi            | Mercredi         | Jeudi            | Vendredi         |
| WE  | WE               | J <sub>-18</sub> | J <sub>-17</sub> | J <sub>-16</sub> | J <sub>-15</sub> | J <sub>-14</sub> |
| WE  | WE               | J <sub>-11</sub> | J <sub>-10</sub> | J <sub>-9</sub>  | Férié            | J <sub>-7</sub>  |
| WE  | WE               | J <sub>-4</sub>  | J <sub>-3</sub>  | J <sub>-2</sub>  | JR               | JE               |
| Jours ouvrés sélectionnés satisfaisant le critère de similarité   |                  |                  |                  |                  |                  |                  |
| J <sub>-15</sub>  | J <sub>-14</sub> | J <sub>-9</sub>  | J <sub>-7</sub>  | J <sub>-3</sub>  | JE               |                  |

sensibilité des courbes de charge résidentielles. Cette méthode est utilisée dans [Newsham *et al.*, 2011] et le critère de sélection correspond à la température moyenne journalière du jour référent, un seul jour étant sélectionné dans cette application. Ainsi, le profil estimé correspond à la consommation de ce jour. Un ajustement multiplicatif est appliqué afin d'obtenir la *baseline*. Dans [Goldberg et Agnew, 2003], cette méthode est utilisée par le service territorial de Detroit Edison pour calculer les profils de référence de leurs clients lors de jours très chauds. Elle consiste à sélectionner les cinq jours les plus chauds dans un passé proche du jour effacé. Ensuite, la courbe moyenne sur ces cinq jours constitue le profil dont le niveau moyen peut être corrigé par un ajustement pour obtenir la *baseline*. Cette méthode est adaptée dans le cadre d'effacement sur le chauffage électrique en sélectionnant les cinq jours les plus froids.

Les méthodes reposant sur un critère énergétique ont été développées pour les ISO NE, NY, CA et le RTO PJM afin d'estimer la *baseline* des commerces et des grands industriels participant aux programmes de DR [Goldberg et Agnew, 2003]. Ces méthodes ont été appliquées sur des données de consommation de bâtiments commerciaux ou institutionnels [Coughlin *et al.*, 2009] et de clients résidentiels [Bode *et al.*, 2013].

### 3. Les modèles de régression

Pour caractériser la consommation énergétique des clients, il est courant d'utiliser les consommations passées et des informations observées pour l'expliquer. La température extérieure est une information caractéristique de la consommation des clients résidentiels. Le niveau de chauffage ou de l'air conditionné sera réglé en fonction de la température ressentie par le client. Le type de jour et l'heure de la journée influencent aussi la consommation d'un foyer dont les variations dépendent de la présence ou non des individus (par exemple, la consommation est plus élevée le matin et le soir ou le mercredi lors de la présence des enfants). La surface d'un logement, le type de chauffage électrique (joule, pompe à chaleur), l'équipement électroménager et informatique

sont des caractéristiques à prendre en compte dans la consommation. Toutes ces informations sont des variables que l'on peut observer et utiliser pour quantifier la consommation d'un foyer ou d'un groupe de clients résidentiels. Ce sont donc aussi des variables qui permettent de définir la *baseline* d'un groupe de clients. Ainsi dans la littérature, plusieurs méthodes d'estimation de la *baseline* sont fondées sur des modèles de régression incluant ce type de variables vu qu'elles permettent d'estimer potentiellement la *baseline*.

Dans le cadre d'une expérimentation conduite sur les commerces et industriels, la compagnie d'Électricité et de Gaz du Pacifique (PG&E) a testé le tarif *critical peak pricing* (CPP, cf. tableau 2), un équivalent du tarif EJP. A partir de ces données, [Mathieu *et al.*, 2011] ont développé un modèle de régression linéaire pour estimer la réduction de consommation liée à l'impact de ce tarif. Ce modèle de régression comprend en variables explicatives les instants de la semaine (lundi à 00h, lundi à 1h, lundi à 2h, etc.) et la température extérieure. Dans [Bode *et al.*, 2013], un modèle de régression a été testé pour estimer l'effacement de l'air conditionné des clients résidentiels ayant participé au programme SmartAC de PG&E. Les variables explicatives utilisées dans le modèle sont le type de jours (week-end, vacances scolaires ou jour avec effacement), des variables climatiques et des interactions entre ces variables. Pour estimer la *baseline*, ces modèles de régression estiment la consommation sur les jours non effacés. La différence de la *baseline* estimée et de la courbe réalisée pendant la période effacée permet de quantifier l'effacement.

### 4. Transposition des méthodes à l'opérationnel

Les méthodes précédemment présentées ont été développées pour estimer l'impact d'un programme de DR dans le cadre d'une expérimentation. Actuellement, les effacements de consommation se mettent en place sur les marchés de l'électricité, des méthodes d'estimation transposables à l'opérationnel sont alors nécessaires et doivent respecter certains critères : précision, flexibilité, efficacité et

reproductibilité. Cette section discute des propriétés des méthodes présentées pour évaluer leur adaptabilité à l'opérationnel. Alors que les méthodes basées sur la courbe de charge d'un groupe de contrôle prennent l'avantage sur les méthodes de profil et de régression, elles révèlent quelques limites. Nous proposons une solution adaptée aux conditions opérationnelles pour estimer l'effacement à partir de la courbe de charge d'un groupe de contrôle non expérimental.

### A) Discussion

Les méthodes de profil ont initialement été établies pour estimer la *baseline* des clients industriels et commerciaux. Bien qu'elles soient simples à mettre en œuvre, ces méthodes procurent les estimations les moins précises [Bode *et al.*, 2013]. La consommation des clients résidentiels étant thermosensible, leur courbe de charge est beaucoup plus variable que celle des clients industriels. De plus, la comparaison des jours effacés avec les jours non effacés est remise en question. En effet, les jours effacés sont placés lors des jours les plus chauds ou les plus froids et les autres jours de la période d'étude montrent des températures moins extrêmes. Par conséquent, trouver des jours équivalents en terme de température ou de niveau de consommation est plus difficile, voire impossible. Par ailleurs, les méthodes de profil peuvent représenter un effet d'aubaine lorsque les clients connaissent la méthode de calcul de l'effacement : ils peuvent modifier leur consommation sur les jours non effacés afin d'augmenter leur rémunération liée à l'énergie effacée. C'est notamment ce qui s'est produit en Californie lors de l'expérimentation Anaheim Critical Peak Pricing (méthode de l'ISO CA). Les clients consommaient plus sur les périodes de pointe des jours sans effacement afin d'augmenter le niveau de leur *baseline* lors des périodes effacées. La rémunération qu'ils obtenaient suite à l'effacement compensait largement l'augmentation de leur facture en dehors des jours effacés.

Les méthodes de régression procurent de meilleures estimations que les méthodes de profil mais les estimations obtenues varient fortement d'un jour effacé à l'autre [Bode *et al.*, 2013]. De plus, ces modèles utilisent des jours

sans effacement pour estimer les coefficients associés à chaque variable et, comme pour les méthodes de profil, il peut être difficile de trouver dans le passé des schémas de consommation semblables aux jours effacés.

Utiliser la courbe de charge d'un groupe de contrôle pour estimer la *baseline* présente de nombreux avantages. Tout d'abord, les méthodes fondées sur un groupe de contrôle sont beaucoup plus précises que les méthodes de profil ou de régression et les estimations sont moins variables d'un jour effacé à l'autre [Bode *et al.*, 2013]. Ensuite, la performance de ces méthodes ne se dégrade pas lorsqu'il s'agit d'estimer la *baseline* pour plusieurs jours effacés consécutifs : tandis que les méthodes de profil et de régression utilisent des jours historiques de plus en plus éloignés des jours effacés, les méthodes à groupe de contrôle utilisent les données actuelles du jour effacé. De plus, contrairement aux méthodes de profil, les données de consommation du groupe traité impactées par les effacements ne sont pas sollicitées pour estimer la *baseline*. Il est alors possible de quantifier l'anticipation ou le report de charge après l'effacement. En outre, ces méthodes ne requièrent pas un historique de consommation long, contrairement aux méthodes qui s'appuient sur un modèle de régression et qui nécessitent *a minima* un mois de données. En revanche, la précision des méthodes à groupe de contrôle repose sur la sélection du groupe de contrôle. Pour obtenir une estimation sans biais de l'effacement, la situation idéale est d'avoir un groupe de contrôle aléatoire. Néanmoins, ce cadre est uniquement adapté aux expérimentations puisque, de manière opérationnelle, la totalité des clients adhérant à l'offre d'effacement constituera le groupe traité. Le groupe de contrôle doit donc être sélectionné par des méthodes non expérimentales. Seulement, pour réduire le biais de sélection, les méthodes d'appariement nécessitent un grand nombre de variables individuelles représentant une solution financièrement coûteuse lorsqu'il s'agit de collecter ces données pour un nombre important de clients traités et contrôles. La méthode différence-de-différence est valide si l'évolution des groupes traités et de contrôle est similaire à travers le temps. Or, en conditions réelles,

le groupe de clients adhérant aux programmes d'effacement évoluera au cours du temps avec l'entrée et sortie des clients de l'offre. Il est donc difficile dans ce cas de garantir cette forte hypothèse. De plus, la sélection du groupe de contrôle étant opérée à partir d'un ensemble de variables individuelles, il est nécessaire de garantir la présence et la mise à jour de ces variables dans les bases de données ; ceci n'est ni assuré ni optimal pour des conditions opérationnelles. En outre, les méthodes non expérimentales tentent de réduire le biais de sélection uniquement à partir des caractéristiques observables alors qu'une partie de ce biais se trouve également dans les caractéristiques inobservables, exprimant la propension des clients à adhérer à une offre d'effacement.

### **B) Une solution opérationnelle**

Sélectionner un groupe de contrôle à partir de caractéristiques individuelles observables présente donc beaucoup de contraintes pour une mise en œuvre opérationnelle. En revanche, l'arrivée des compteurs communicants va permettre aux fournisseurs d'électricité et opérateurs d'effacement d'accéder à un vivier de courbes de charge de clients résidentiels. La forme et le niveau de la courbe de charge d'un client caractérisent le contrat souscrit, l'énergie de chauffage du foyer (électrique ou autre), l'usage de l'air conditionné, les différents équipements électriques, etc. De plus, les courbes de charge individuelles, automatiquement et quotidiennement mises à jour, procurent une vue dynamique du profil énergétique des clients alors que les variables observables stockées dans les bases de données offrent seulement une vision statique du profil énergétique des clients. Les courbes de charge individuelles permettent donc d'intégrer directement toutes modifications liées au comportement des clients et contiennent notamment les composantes inobservables inhérentes à la propension du client. Ainsi, pour inclure les informations observables et inobservables dans la construction du groupe de contrôle, nous avons développé de nouvelles méthodes de sélection du groupe de contrôle reposant sur la forme des courbes de charge individuelles des clients potentiellement contrôlés. Elles consistent à

sélectionner ces clients de telle sorte que la distance entre leur courbe de charge moyenne et celle du groupe traité soit minimale. En d'autres termes, il s'agit d'attribuer des pondérations aux courbes de charge individuelles des clients contrôlés. Ces pondérations sont obtenues par un algorithme de sélection séquentielle et par des méthodes de régression sous contraintes. La courbe de charge du groupe de contrôle est obtenue par la moyenne pondérée des courbes individuelles et l'effacement est estimé par différence de cette courbe et de la courbe de charge du groupe traité.

Ces méthodes présentent les avantages précédemment cités, mais s'adaptent surtout à des conditions opérationnelles où la taille du groupe traité peut varier au cours du temps suivant le nombre de clients souscrivant ou quittant l'offre. De plus, leur flexibilité permet de calculer un groupe de contrôle pour chacun des jours effacés, la *baseline* obtenue s'ajuste au mieux à la consommation du groupe de clients traités et apporte une meilleure estimation de l'effacement lorsque les jours effacés sont consécutifs. Nous référons le lecteur à l'article [Hatton *et al.*, 2014] qui décrit plus en détail ces méthodes.

## **5. Conclusion**

Dans un contexte énergétique où la demande de pointe d'électricité, principalement engendrée par les clients résidentiels, augmente plus rapidement que la consommation globale des clients français et où les moyens de production de pointe sont peu rémunérés et donc sous-développés, les effacements diffus de consommation sont amenés à se développer. Ils sont notamment favorisés par la mise en place du mécanisme de capacité qui sera effectif d'ici l'hiver 2016-2017 et pourront être également valorisés sur les marchés de l'énergie et le mécanisme d'ajustement. Néanmoins, pour déployer les effacements diffus sur le marché résidentiel, il est primordial de quantifier le gisement d'effacement obtenu. Pour cela, on a besoin d'estimer qu'elle aurait été la consommation, *i.e.* la *baseline*, appelée par les clients en l'absence de l'effacement.

À l'issue des nombreuses expérimentations conduites pour étudier l'incitation tarifaire et le contrôle direct de la charge des clients résidentiels, trois familles de méthodes d'estimation de la *baseline* ont été proposées. Présentées et discutées à travers cette étude, les méthodes fondées sur un groupe de contrôle sont particulièrement appropriées pour estimer la *baseline* d'un groupe de clients résidentiels et s'avèrent plus performantes que les méthodes de profil ou de régression [Bode *et al.*, 2013]. Or, cette performance repose sur la sélection du groupe de contrôle.

Pour effectuer cette sélection, les méthodes aléatoires sont les plus efficaces, mais ne peuvent être transposées à l'opérationnel. Les méthodes non expérimentales utilisent les caractéristiques individuelles observables, mais ne garantissent pas l'élimination du biais de sélection et ne sont pas optimales pour une utilisation opérationnelle. Cependant, à partir du principal outil que constitue la courbe de charge individuelle, nous avons mis en place de nouvelles méthodes de sélection du groupe de contrôle, intégrant aussi bien les caractéristiques observables que les caractéristiques inobservables. Ces méthodes s'adaptent aux conditions opérationnelles et représentent une solution d'autant moins coûteuse que le déploiement des compteurs communicants mettra à disposition une grande quantité de courbes de charge individuelles [European Commission, 2009]. ■

## Bibliographie

- [Allcott, 2011] Allcott, H. (2011) Social norms and energy conservation. *Journal of Public Economics* (95): 1082-1095.
- [Bode *et al.*, 2013] Bode, J.L., Sullivan, M.J., Berghman, D. et Eto, J.H. (2013) Incorporating residential AC load control into ancillary service markets: Measurement and Settlement. *Energy Policy* (56): 175-185.
- [CER, 2011] CER (2011) Electricity Smart Metering Customer Behaviour Trials (CBT) Findings Report, CER11080ai Appendix. Rapport technique, Commission for Energy Regulation.
- [Coughlin *et al.*, 2009] Coughlin, K., Piette, M.A., Goldman, C. et Kiliccote, S. (2009) Statistical analysis of *baseline* load models for non-residential buildings. *Energy and Buildings* (41): 374-381.
- [CRE, 2013] CRE (2013) Rapport d'activité 2013. Rapport technique, Commission de Régulation de l'Énergie.
- [European Commission, 2009] European Commission (2009) Directive 2009/72/EC of the European Parliament and of the Council of 13 July 2009 Concerning Common Rules for the Internal Market in Electricity and Repealing Directive 2003/54/EC.
- [Goldberg et Agnew, 2003] Goldberg, M.L. et Agnew, G. K. (2003) Protocol Development For Demand-Response Calculations : Findings and recommendations. Prepared for the California Energy Commission. Rapport technique CEC 400-02-017F, KEMA, Inc.
- [Grimm, 2008] Grimm, C. (2008) Evaluating *baseline* for demand response programs. Rapport technique, DTE Energy.
- [Hatton *et al.*, 2014] Hatton, L., Charpentier, P. et Matzner-Löber, E. (2014) Statistical estimation of the residential *baseline*. *En révision*.
- [Heckman *et al.*, 1998] Heckman, J., Ichimura, H. et Todd, P. (1998) Matching as an Econometric Evaluation Estimator. *Review of Economic Studies* (65): 261-294.
- [Lesgards et Frachet, 2012] Lesgards, V. et Frachet, L. (2012) La gestion de la demande résidentielle d'électricité : retour sur 30 ans d'expérimentations mondiales. *La Revue de l'Énergie* (607).
- [Mathieu *et al.*, 2011] Mathieu, J., Price, P.N., Kiliccote, S. et Piette, M. (2011) Quantifying changes in building electricity use with application to demand response. *IEEE Transactions on Smart Grid* 2(3): 507-518.
- [Newsham *et al.*, 2011] Newsham, G.R., Birt, B. J. et Rowlands, I.H. (2011) A comparison of four methods to evaluate the effect of a utility residential air conditioner load control program on peak electricity use. *Energy Policy* (39): 6376-6389.
- [PNNL, 2007] PNNL (2007) Pacific Northwest GridWise™ Tested Demonstration Projects: Olympic Peninsula Project. Rapport technique, Pacific Northwest National Laboratory.
- [Poignant-Sido, 2010] Poignant-Sido (2010) Groupe de travail sur la maîtrise de la pointe électrique. Rapport technique.
- [PowerCentsDC, 2010] PowerCentsDC (2010) PowerCents-DC™ Program, Final report. Rapport technique, eMeter Strategic Consulting.
- [Rosenbaum et Rubin, 1983] Rosenbaum, P. et Rubin, D. (1983) The Central Role of the Propensity score in Observational Studies for Causal Effects. *Biometrika* (70): 41-55.
- [RTE, 2009] RTE (2009) Bilan prévisionnel de l'équilibre offre-demande en France. Rapport technique, Réseau de Transport d'Électricité.
- [RTE, 2011] RTE (2011) Comité des Utilisateurs du Réseau de Transport d'Électricité – Commission d'Accès au Marché, Groupe de travail « Segmentation et valorisation des effacements de consommation », synthèse des travaux. Rapport technique, Réseau de Transport d'Électricité.
- [SPP, 2005] SPP (2005) Impact Evaluation of the California Statewide Pricing Pilot. Rapport technique, Charles River Associates.
- [Veyrenc, 2013] Veyrenc, T. (2013) Pour un encadrement réglementaire juste et efficace de l'effacement électrique : à la recherche d'une architecture de marché économiquement performante et juridiquement solide. Séminaire sur l'intégration de la Demand Response sur les marchés de l'électricité, 1<sup>er</sup> octobre 2013, Chaire European Electricity Markets, Fondation Paris Dauphine.
- [Wolak, 2006] Wolak, F. (2006) Residential Customer Response to Real-Time Pricing: The Anaheim Critical-Peak Pricing Experiment. Rapport technique, Department of Economics Stanford University.