

L'élasticité-prix de la demande d'électricité en France

Price Elasticity of Electricity Demand in France

Stéphane Auray*, Vincenzo Caponi** et Benoît Ravel***

Résumé – La concurrence et le changement climatique étant des facteurs de plus en plus importants pour la production et la consommation d'électricité, les opérateurs du marché et les pouvoirs publics ont un besoin accru de prévisions fiables de prix et de consommation, pour planifier les investissements et définir les politiques de réglementation. Pour établir des prévisions pertinentes, il est essentiel de comprendre la réaction des consommateurs face aux variations de prix, synthétisée par le concept d'élasticité. Grâce à un jeu de données unique rassemblant des millions de relevés semestriels de compteurs d'électricité en France entre 2007 et 2015, nous estimons l'élasticité-prix des dépenses en électricité des ménages. Nous proposons trois spécifications : une spécification canonique régressant la consommation d'électricité à hauteur d'un prix par kilowatt/heure, avec laquelle nous obtenons une élasticité de -0.8 (remarquablement similaire à celle de la littérature existante et la corroborant), une estimation suivant le modèle de système de demande quasi idéal (AIDS) de Filippini (1995), qui donne des résultats très proches des siens, et une extension de celle-ci intégrant des élasticités saisonnières, qui montre que la demande en électricité est plus élastique pendant la période estivale.

Abstract – Competition and climate becoming more important for electricity production and consumption, market operators are increasingly interested in reliable forecasts of electricity prices and consumption for planning their investments and regulating policies. Key for good forecasts is understanding the consumers' reaction to price changes, synthesized by the concept of elasticity. Using a unique dataset of millions of bi-annual meter readings of electricity consumption in France from 2007 to 2015, we estimate the price elasticity of electricity expenditure of private households. We propose three specifications: a canonical one that regresses electricity consumption on a price per kilowatt/hour, where we find an elasticity equal to -0.8, a result remarkably in line and corroborating previous literature; a specification that follows Filippini's (1995) model of an Almost Ideal Demand System (AIDS), in which we substantially replicate his results; and finally, an extension of the latter that allows elasticities to be season-dependent that shows the demand of electricity being more elastic in summer.

Codes JEL / JEL Classification : Q4, Q41, C5, D12

Mots-clés : demande en électricité, élasticité-prix

Keywords: electricity demand, price elasticity

* CREST-Ensaï, UCLO (stephane.auray@ensai.fr) ; ** CREST-Ensaï, IZA (vincenzo.caponi@ensai.fr) ; *** DataStorm (benoit.ravel@datastorm.fr)

Nous remercions Électricité Réseau de France (aujourd'hui Enedis) pour nous avoir communiqué leurs données et nous avoir permis de les utiliser, ainsi que Mathieu Bordigoni, Jean-Baptiste Galland et Laurent Gilotte pour leur aide.

Reçu le 19 juillet 2017, accepté après révisions le 20 janvier 2019.

Traduit de la version originale en anglais.

Citation : Auray, S., Caponi, V. & Ravel, B. (2019). Price Elasticity of Electricity Demand in France. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 513, 91–103. <https://doi.org/10.24187/ecostat.2019.513.2002>

L'électricité est considérée comme un « service au public » et pour des raisons principalement historiques son prix est fixé, la plupart du temps, en fonction du coût de production. Aujourd'hui, la concurrence et le changement climatique étant des facteurs de plus en plus importants, il est plus utile que jamais pour les régulateurs et les opérateurs du marché de l'électricité d'analyser la réaction des consommateurs face aux variations de prix. Les opérateurs de réseau (gestionnaires de réseaux de transport et distributeurs), notamment, doivent planifier leurs investissements en tenant compte de leurs prévisions de variations de prix, ainsi que de la façon dont la demande évoluera en conséquence. Nous utilisons un large jeu de données tirées du marché français pour estimer l'élasticité de la consommation d'électricité. Ces données uniques, de grande envergure, nous permettent de reproduire une partie des résultats déjà acquis dans la littérature, qui font état d'une élasticité proche de -1 en France, et de les corroborer. Nous reproduisons également, sur des données d'un autre pays, les résultats de Filippini (1995) pour un modèle à deux tarifs et nous complétons cette approche, avec la même stratégie de modélisation, en introduisant un modèle saisonnier. Notre contribution est double : d'une part, nous corroborons les résultats de la littérature existante grâce à un jeu de données largement représentatif et, d'autre part, la richesse de nos données permet de diviser l'échantillon afin d'identifier les différences entre la consommation constatée à différentes saisons de l'année.

Nos données ont deux avantages principaux : elles couvrent plus de 95 % de la consommation privée d'électricité en France métropolitaine et, grâce aux relevés de compteurs, permettent d'observer les prix réels par kWh sans qu'il soit nécessaire de calculer un prix moyen en divisant les dépenses totales par la consommation totale (sachant que les dépenses totales incluent les coûts de livraison fixes, etc.). Notre analyse est menée en deux étapes. Premièrement, nous utilisons toutes les informations tirées des relevés de compteurs pour créer un nouveau jeu de données fusionnant, à des niveaux géographiques plus fins, ces informations avec d'autres données comportant des variables économiques et géographiques, provenant de l'Insee pour la plupart, mais incluant également des variables météorologiques. En même temps, nous établissons des données mensuelles à partir des observations semestrielles, en répartissant la consommation d'électricité individuelle tout au long du semestre selon les coefficients tirés

du système de profilage officiel d'ERDF, afin d'estimer la courbe de charge de chaque acheteur. Deuxièmement, pour des échantillons du jeu principal de données, nous fusionnons avec des données fournissant d'autres variables et des données mensuelles pour mener l'analyse économétrique.

Nous proposons trois spécifications différentes pour étudier les élasticités-prix. La première spécification, la plus canonique, régresse la consommation d'électricité sur un prix par kilowatt/heure calculé à partir des prix réels pour les clients ne payant qu'un seul tarif, ou à partir de la moyenne pondérée de différents prix pour les clients payant des tarifs différents à différents moments de la journée. Dans notre deuxième spécification, nous suivons Filippini (1995) et présentons un modèle de système de demande quasi idéal (*Almost Ideal Demand System*, ou AIDS). Notre troisième et dernière spécification est une extension de la deuxième intégrant des élasticités saisonnières qui sont différentes en été et en hiver. Dans tous les modèles, nous contrôlons les effets fixes d'année et de mois, ainsi que des effets des variables météorologiques et d'un autre ensemble de variables économiques au niveau du département. Avec la première estimation, nous obtenons une élasticité de la consommation d'électricité par rapport au prix égale à -0.8, soit un résultat remarquablement similaire à ceux de la littérature existante. Avec les modèles AIDS, nous obtenons également des résultats très proches de ceux obtenus par Filippini, notamment des élasticités-prix de -1.46 et -1.86 pour les prix en heures pleines et en heures creuses respectivement (Filippini fait état de -1.41 et -2.57). Avec notre modèle saisonnier, nous obtenons des élasticités de -1.45 et -1.85 en hiver et des valeurs absolues un peu plus fortes en été à -1.61 et -2.08.

Notre article s'organise comme suit : dans la première section, nous présentons brièvement la littérature existante ; la section 2 est consacrée au traitement préliminaire de notre principal jeu de données ; la section 3 présente de façon détaillée notre stratégie d'estimation et la section 4 les résultats.

1. Revue de littérature

La littérature sur l'estimation de l'élasticité-prix de la demande d'électricité est abondante. Elle se répartit en trois grands courants selon les données utilisées pour cette estimation : données agrégées en séries chronologiques (les recherches

les plus nombreuses dans ce domaine), données transversales, et données de panel. Les données transversales et les données de panel peuvent être plus ou moins agrégées, selon que les observations portent sur des ménages (niveau le plus désagrégé) ou sont agrégées au niveau de régions (par exemple, Nakajima, 2010, tire ses estimations de données de panel comprenant des préfectures japonaises) ou au niveau de pays (voir par exemple Bernstein & Madlener, 2011, pour un panel de pays de l'OCDE).

1.1. Résultats empiriques à partir de séries chronologiques et de données de panel longue période

La plupart des études relatives à l'élasticité-prix de la demande d'électricité reposent sur la variation de la consommation d'électricité et de son prix dans le temps. Ces études sont effectuées à partir soit de séries chronologiques soit de données de panel de longue période. Les panels longs contiennent habituellement des données agrégées à un niveau large, comme des pays et des régions, et dont les observations couvrent de nombreuses années. En termes méthodologiques, ces études utilisent habituellement des méthodes d'estimation basées sur la cointégration avec des retards distribués auto-régressifs (ARDL), dans la mesure où les séries chronologiques des prix et les niveaux de consommation sont des séries intégrées. Cette méthode permet de calculer des élasticités à court et à long terme, c'est-à-dire la réaction aux variations de prix dans les années suivant immédiatement la variation concernée, et la réaction qui se manifesterait pendant une période plus longue si le prix reste relativement stable après la variation concernée. Dans le contexte de la demande d'électricité, cette information est extrêmement importante car non seulement les ménages mais aussi les entreprises et les sites industriels peuvent procéder à des ajustements plus importants dans la durée que lors des années qui suivent immédiatement la variation de prix. De fait, l'élasticité-prix à long terme de la demande d'électricité est généralement estimée comme étant supérieure à l'élasticité à court terme. Okajima & Okajima (2013) offrent un examen approfondi des études utilisant des séries chronologiques ou des données de panel long, où ils présentent les estimations obtenues pour plusieurs pays, à savoir l'Australie, la Turquie, l'Afrique du Sud, les États-Unis (six études) et le Japon (deux études). En règle générale, l'élasticité à court terme est relativement faible tandis que celle à long terme est beaucoup plus importante. Narayan & Smyth (2005) font

état d'une élasticité de 0.26 à court terme et de 0.54 à long terme en Australie. L'échantillon s'étale de 1959 à 1972. Pour la Turquie, Halicioğlu (2007) utilise des données allant de 1968 à 2005 et estime à 0.33 l'élasticité à court terme et à 0.52 à long terme. Ros (2017), avec des données provenant de compagnies d'électricité américaines dans un panel long de 1972 à 2009, obtient des élasticités de même ordre, comprises entre 0.48 et 0.61 selon le modèle utilisé (statique ou dynamique). Dans le même article, Ros estime des équations de prix pour différents types de clients ; il est intéressant – mais pas surprenant – de constater que les prix de l'électricité sont généralement inférieurs dans les États où la concurrence est plus importante, et que les clients industriels en profitent beaucoup plus que les particuliers. En outre, il constate également que la productivité totale des facteurs est associée à des prix moins élevés.

Dergiades & Tsoulfidis (2008), avec des séries chronologiques allant de 1965 à 2006 pour les États-Unis, estiment une élasticité de 1.07 à long terme. Pour l'Afrique du Sud entre 1978 et 2005, Ziramba (2008) obtient une demande d'électricité complètement inélastique, avec des élasticités estimées à 0.02 et à 0.04 sur le court et le long terme respectivement. Nakajima & Hamori (2010b) constatent également une demande relativement inélastique aux États-Unis, estimant l'élasticité à long terme à 0.33 à partir de données de panel long agrégées au niveau régional sur une période de 1993 à 2008. En revanche, au Japon, Nakajima (2010) sur une période de 1975 à 2005, en utilisant des séries chronologiques, obtient une élasticité à long terme de 1.13. D'autres études basées sur des séries chronologiques ou des données de panel long utilisent un modèle d'ajustement partiel. Notamment, pour les États-Unis, Kamerschen & Porter (2004) obtiennent 0.13 et 1.89 entre 1973 et 1998, Paul *et al.* (2009) obtiennent environ 0.17 et 0.35 entre 1990 et 2006 et Alberini & Filippini (2011) obtiennent 0.12 et 0.2 entre 1995 et 2007. Pour finir, pour le Japon, Okajima & Okajima (2013) obtiennent des estimations de 0.4 et de 0.49 pour le court et le long terme, à partir d'un échantillon de données d'un panel de grande envergure rassemblant des préfectures japonaises et s'étalant entre 1990 et 2007.

1.2. Résultats empiriques à partir de données transversales et de données de panel de grande envergure

Dans la littérature, les études basées sur des données transversales ou des données de panel de

grande envergure sont plus rares. Deux raisons à cela : premièrement, il est plus difficile de trouver des données désagrégées et, deuxièmement, le prix marginal de l'électricité est souvent le même pour une grande partie de tout échantillon dont il est possible de disposer. Même si la consommation d'électricité varie d'un ménage à l'autre selon diverses caractéristiques pour une section transversale de ménages, dans la plupart des cas, tous les ménages payent exactement le même prix pour leur électricité, de sorte qu'il est difficile d'estimer l'élasticité-prix. En outre, si le prix marginal ne change pas d'un ménage à l'autre, il ne fait habituellement pas partie des données. Pour cette raison, la plupart des études se basent sur les prix moyens, c'est-à-dire qu'elles reposent sur des données relatives aux dépenses d'électricité et sur le prix moyen calculé en fonction de la consommation réelle. Bien que l'utilisation de prix moyens soit justifiée principalement par les données disponibles, le consensus s'accorde sur le fait que c'est le prix marginal qui compte lorsque les ménages font leur choix en matière de consommation d'électricité – voir Ito (2014) et Alberini *et al.* (2011b), entre autres. Parmi ces quelques études, Krishnamurthy & Kriström (2015) estiment l'élasticité-prix et l'élasticité-revenu de la demande d'électricité des ménages à partir d'un panel de onze pays de l'OCDE, et constatent une sensibilité importante de la consommation aux variations du prix moyen et une moindre sensibilité aux variations des revenus. L'élasticité-prix va de -0.27 en Corée du Sud à -1.4 en Australie, en passant par -0.96 en France. Alberini & Filippini (2011) se concentrent sur la demande en électricité dans les différents États américains et présentent un modèle économétrique dynamique indiquant les élasticités à long et à court terme. Ces estimations s'établissent à environ -0.15 sur le court terme et vont de -0.44 à -0.73 sur le long terme, selon la méthodologie utilisée. Alberini & Filippini (2011) accordent une attention particulière à deux problèmes critiques dans ces types d'estimations : d'une part, le fait que, dans les modèles basés sur des panels, la variable dépendante retardée est endogène, d'autre part le fait que les prix de l'électricité, communiqués par l'État sous forme de moyenne, sont mal mesurés. Le premier problème est résolu par l'estimateur des moindres carrés à variables muettes (LSDV) de Kiviet et les procédures de Blundell-Bond, tandis que le deuxième est résolu à l'aide de variables instrumentales. Filippini (2011) mène une analyse semblable à celle d'Alberini & Filippini (2011), mais avec des données sur la Suisse, et identifie les élasticités heures creuses

et heures pleines. Il constate également que les consommateurs passent des heures creuses aux heures pleines en fonction des grilles tarifaires. Toutes les études susmentionnées, ainsi que celles qu'elles citent, supposent que les ménages sont des « preneurs de prix » car ils peuvent ajuster leur consommation en fonction d'un prix donné. Reiss & White (2005) ont mis au point un modèle incluant un classement endogène associé à une grille tarifaire non linéaire afin de tenir compte de la possibilité pour différents ménages de choisir parmi les différentes grilles tarifaires proposées par les fournisseurs de services aux collectivités locales. Cette étude estime un modèle de demande en électricité des ménages pouvant être utilisé pour évaluer une conception tarifaire alternative. Ce modèle se concentre sur l'hétérogénéité des élasticités de la demande des ménages et sur leur relation avec les appareils détenus par les ménages et d'autres caractéristiques de ces derniers, ainsi que sur la façon dont elles influencent la consommation des ménages face à des variations complexes (non linéaires) des grilles tarifaires. Reiss & White (2005) constatent que les élasticités moyennes estimées sont légèrement supérieures à celles qui auraient été obtenues à l'aide de méthodes d'estimation plus traditionnelles.

2. Données et traitement préliminaire

Compte tenu de la nature des données dont nous disposons, nous menons notre analyse en deux étapes. Premièrement, nous travaillons avec le jeu de données initial fourni par ERDF afin de générer des observations mensuelles et de le rendre cohérent en vue de fusionner les données avec d'autres variables tirées de données de l'Insee. Deuxièmement, nous constituons un sous-échantillon à partir du jeu initial de données, et fusionnons d'autres variables à un niveau géographique plus fin. Nos données proviennent de relevés de compteurs représentant plus de 95 % de la consommation privée d'électricité en France métropolitaine. Les compteurs étant relevés environ tous les six mois, la consommation d'électricité est enregistrée entre deux dates de relevé. Notre point de départ est un volume d'électricité réellement consommé durant une période donnée, selon les chiffres d'un compteur correspondant habituellement à un ménage. Les consommateurs d'électricité font partie de trois groupes différents selon leur contrat. Les ménages payant un prix par kWh unique sont les clients de « BASE ». Les clients payant deux prix différents pour les heures de pointe (journée) et hors pointe (nuit) sont dénommés « HP/HC ».

La troisième catégorie est celle des « TEMPO », avec six prix différents pour le kWh, combinant l'option HP/HC avec une série de trois types de journées codées ROUGE, BLANC et BLEU de la plus chère à la moins chère. Les clients diffèrent également en termes d'abonnement, c'est-à-dire le volume de kW pouvant être consommé à tout moment de la journée. Plus le volume de l'abonnement est élevé et plus le coût fixe contractuel correspondant est élevé. Les options BASE et HP/HC n'imposent pas d'abonnement minimal (sachant que le minimum de tout contrat est de 3 kW), tandis que l'option TEMPO l'exige. Pour cette raison, les clients TEMPO sont censés avoir une consommation d'électricité plus importante mais ne représentent qu'un petit échantillon du marché de l'électricité dans son ensemble. Pour chaque compteur, notre jeu de données enregistre un numéro d'identification indiquant le site (ou le compteur), la date à laquelle le relevé débute et celle à laquelle il prend fin. En conséquence, les relevés sont enregistrés pour chaque segment de consommation (heures pleines, heures creuses et chaque type de journée pour les clients TEMPO) et la consommation en kWh par type. Le jeu de données contient 36 390 648 compteurs relevés durant une période de huit ans à compter de 2007, pour plus de 800 millions d'observations. Un autre jeu d'observations par compteur permet d'identifier le contrat, y compris l'abonnement d'électricité, ainsi que les prix par kWh pour chaque segment de consommation. Les segments de consommation étant différents selon la localisation en France, les données indiquent donc les heures exactes des segments pour chaque compteur.

L'une des principales difficultés rencontrées avec ces données vient du fait que les dates de relevé des compteurs varient. Pour cette raison, bien que tous les compteurs soient relevés tous les six mois et que la consommation d'électricité soit enregistrée durant ces mois, ces relevés ne peuvent pas être comparés immédiatement entre différents compteurs. Avant de procéder à l'analyse économétrique, nous devons donc faire en sorte que les observations puissent être comparées d'un compteur à l'autre. La sous-section suivante décrit la méthodologie que nous avons utilisée pour obtenir des observations comparables.

2.1. Harmonisation des observations sur la charge d'électricité

Les observations sur la charge sont harmonisées à l'aide de coefficients fournis directement par

RTE et Enedis, les opérateurs du réseau d'électricité en France. Ces coefficients sont calculés pour un panel représentatif de consommateurs pour lesquels l'électricité est mesurée toutes les dix minutes. Dans la pratique, ces coefficients servent à extrapoler l'utilisation d'électricité pour tous les compteurs observés à partir de l'utilisation observée pour le panel. Le panel est riche du point de vue de la fréquence des observations mais moins en termes de covariables telles que les variables géographiques. Les coefficients sont alors calculés par profil, c'est-à-dire selon que le compteur correspond à un contrat BASE, HP/HC ou TEMPO. Le coefficient de chaque profil est ensuite enrichi grâce à des variables météorologiques, afin de tenir compte de la variation potentielle de la consommation due aux variations de la température durant la journée.

Nous définissons alors les coefficients en tenant compte du climat et des profils $C(j, w, d, h, t)$, où j représente le profil, w, d, h et t représentent la semaine, le jour, l'heure (par demi-heure) et une classification temporelle. Nous pouvons, compte tenu de la consommation annuelle moyenne d'un profil, établir la consommation par demi-heure en multipliant la moyenne annuelle par le coefficient. Appelons la consommation par demi-heure ainsi obtenue $PM(j, w, d, h)$:

$$PM(j, w, d, h) = PM_Y(j) \cdot C(j, w, d, h, t)$$

où $PM_Y(j)$ est la consommation moyenne durant une année donnée, que nous ne connaissons pas, et où les conditions météorologiques dépendent du jour de l'année et de l'heure. La consommation d'électricité effectivement enregistrée en kWh pour toute période P peut s'écrire comme suit :

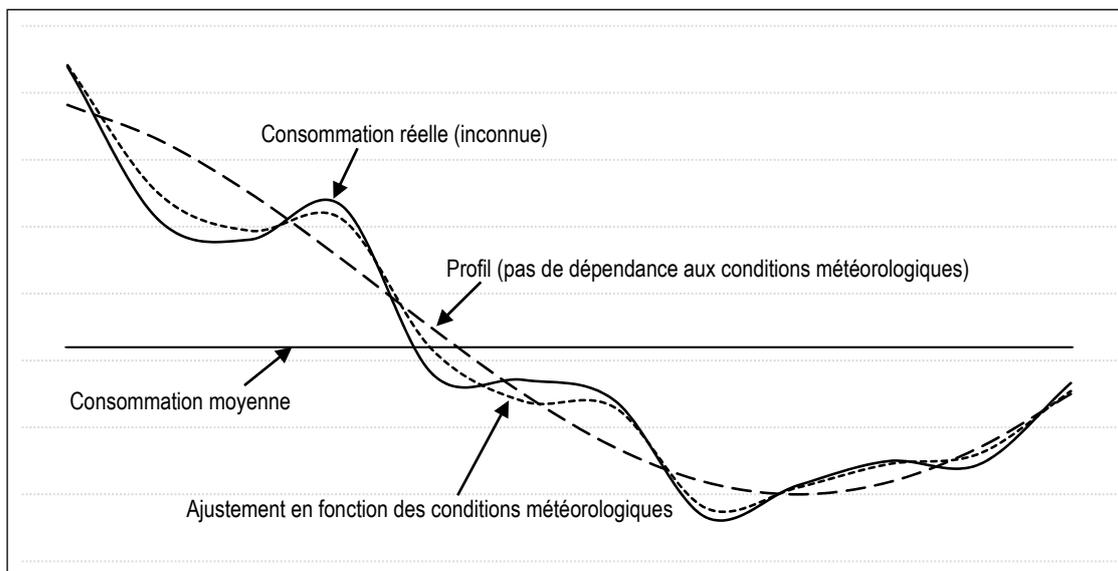
$$Q(j, P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in P} PM(j, i) = PM_Y(j) \cdot C(j, i)$$

où l'indice $i = (w, d, h)$ contient toutes les informations relatives à l'heure et aux conditions météorologiques à une fréquence de 30 minutes (raison pour laquelle la somme est divisée par deux afin d'identifier la consommation horaire en kWh). Nous pouvons alors obtenir la consommation annuelle moyenne représentée par :

$$PM_Y(j) = \frac{2Q(j, P)}{\sum_{i \in P} C(j, i)}$$

La figure I montre une illustration de cette procédure : on y voit la consommation moyenne durant la période d'observation, à savoir six mois, la consommation réelle inconnue, la consommation

Figure 1 – Illustration d'un profil imputé



Source : illustration des auteurs, à partir de RTE (2015), Annexe F du dispositif de reconstitution des flux.

imputée tirée de l'application des coefficients associés au profil, et tenant compte des conditions météorologiques. Cette dernière est censée être le meilleur prédicteur de la consommation réelle à tout moment dans le temps.

Une fois que nous connaissons la consommation moyenne par an et les coefficients $C(j, i)$, nous pouvons calculer la consommation par demi-heure pour chaque compteur de notre jeu de données et agréger de la façon requise pour obtenir la consommation quotidienne, hebdomadaire, mensuelle ou semestrielle. Nous obtenons ainsi un jeu de données dans lequel nous avons enregistré l'identifiant du compteur, une variable indiquant si la consommation a eu lieu pendant les heures pleines ou creuses, le mois et la consommation totale durant le mois. Pour la période couverte, nous disposons d'environ deux milliards d'observations.

2.2. Constitution d'un sous-échantillon pour l'analyse

Après avoir harmonisé les observations de façon à ce qu'une période d'observation corresponde à la même période pour tous les compteurs, compte tenu du grand volume d'observations dont nous disposons, nous extrayons du jeu de données un échantillon aléatoire de 1 % de toutes les observations. Sachant que les indicateurs géographiques des compteurs sont à plus petite échelle, nous fusionnons pour cet échantillon des données fournissant plusieurs autres

variables économiques telles que l'indice des prix à la consommation, ainsi que des indicateurs de l'activité économique des zones géographiques (dont la part de la population active, le niveau d'éducation moyen, etc.).

La première constatation est une grande différence entre les contrats TEMPO et les autres. Si, dans le cadre des contrats à prix unique et à deux prix, les prix varient de façon déterministe au fil du temps et uniquement en l'espace d'une journée, dans le cadre des contrats TEMPO les prix peuvent au contraire varier d'une journée à l'autre et, fait plus important encore, le prix appliqué à chaque journée est choisi par le fournisseur d'électricité avec un préavis de quelques heures. De fait, les fournisseurs d'électricité fixent stratégiquement des prix plus élevés durant les journées où ils s'attendent à une demande en électricité plus importante (par exemple en hiver). Cela engendre une forte endogénéité du prix pour les clients TEMPO à la différence des autres clients. Pour cette raison, et sachant qu'ils ne représentent qu'une petite partie du marché global, nous excluons les clients TEMPO de la suite de l'analyse.

3. Analyse

Nous proposons trois spécifications différentes pour étudier les élasticités-prix. La première spécification, plus canonique, régresse la consommation d'électricité à hauteur d'un prix par

kilowatt/heure calculé à partir des prix réels pour les clients ne payant qu'un seul tarif, ou à partir de la moyenne pondérée de différents prix pour les clients payant des tarifs différents à différents moments de la journée. La deuxième spécification suit Filippini (1995) avec un modèle de système de demande quasi idéal (AIDS). La troisième et dernière spécification est une extension de la deuxième intégrant des élasticités saisonnières. Dans tous les modèles, nous contrôlons les effets fixes d'année et de mois, ainsi que les variables météorologiques et un autre ensemble de variables économiques au niveau du département, dont : le nombre de jours par mois durant lesquels la température est supérieure à 15 °C (seuil de « confort » en-dessous duquel il est probablement nécessaire de mettre le chauffage) ; le nombre de jours effectifs dans le mois ; la part des logements déclarés comme résidence principale ; la part des logements construits avant 1990 ; la part des maisons dans le nombre total de logements. Nous ajoutons toutes les variables qui contribuent à contrôler les facteurs pouvant influencer la consommation d'électricité et qui, surtout dans leur dimension temporelle, pourraient également être corrélées au prix de l'électricité. Nous ajoutons également des variables telles que l'âge moyen de la population, la part d'actifs et la part ayant fait des études supérieures.

3.1. Fixation des prix en France

Il est difficile d'estimer l'élasticité de la demande d'un bien ou d'un service, car le prix et la quantité sont habituellement des variables d'équilibre et sont déterminés simultanément. Pour cette raison, dans un modèle de régression simple comme celui que nous utilisons dans le présent article, nous sommes confrontés à un problème d'endogénéité susceptible de biaiser les estimations. C'est pour cela que, souvent, d'autres modèles sont utilisés pour corriger ce biais potentiel, notamment avec des variables instrumentales. En ce qui nous concerne, nous avons toutefois de bonnes raisons de penser que les prix de l'électricité en vigueur sur le marché français présentent une forte exogénéité en raison des règles imposées par l'État au principal fournisseur d'électricité en termes de fixation des prix.

En France, l'électricité est produite principalement par EDF, une société à participation publique chargée par l'État, depuis 1946, de produire et de distribuer de l'électricité dans un régime de quasi-monopole (c'est-à-dire excluant certaines très grandes entreprises), en tant que service public. Ce régime a été légèrement

modifié en 2007 avec l'introduction d'un marché concurrentiel pour la fourniture d'électricité, ainsi que d'une distinction entre fourniture et distribution d'électricité. La société ERDF, devenue Enedis par la suite, a été créée sous un régime de monopole total, sous la houlette de l'État, pour la distribution d'électricité. Parallèlement, aux côtés d'EDF où l'État conservait une participation et un contrôle majoritaires, d'autres entreprises ont été autorisées à fournir de l'énergie au client final en passant par Enedis pour la distribution. Toutefois, la concurrence s'est avérée asymétrique car le pouvoir de fixation des prix d'EDF est toujours entièrement déterminé par l'État tandis que les autres entreprises peuvent offrir des grilles tarifaires différentes. Ces entreprises payent néanmoins les mêmes prix qu'EDF à la source, de sorte qu'elles ne peuvent exercer leur concurrence qu'en offrant des grilles tarifaires différentes pour les prix fixes, ainsi que des tarifs heures pleines ou heures creuses. Chez EDF, la fixation des prix est transparente : la partie variable reflète le coût marginal de la production d'électricité, tandis que le coût fixe est calculé afin de couvrir les investissements nécessaires pour maintenir les capacités de production et de livraison d'électricité. Ainsi, nous sommes convaincus que les tarifs d'EDF peuvent être considérés comme exogènes dans notre analyse, mais nous ne sommes pas certains qu'il en soit de même pour les clients qui s'en remettent aux prix « du marché » faisant concurrence à ceux d'EDF. Heureusement, bien que nos données couvrent une période allant de 2007 à 2015 (c'est-à-dire après l'ouverture du marché), seule une petite partie des clients français avait choisi la concurrence jusqu'en 2015. En 2014, la part de ceux ayant choisi les prix du marché n'était que de 6.7 % (alors qu'elle passera à 13 % en 2017). Ainsi, la plupart de nos observations reposent sur des prix régulés fixés par convention entre EDF et l'État¹.

3.2. Modèle à un prix

Pour estimer l'élasticité-prix, notre spécification préférée est un modèle de régression à effets fixes dans lequel nous contrôlons les variables temporelles, c'est-à-dire les années et les mois (pour les effets saisonniers autant que pour les effets par année). Les prix et la consommation sont mesurés au niveau des compteurs. Nous incluons également des variables économiques et démographiques, par localisation, qui, selon

1. Pour une description complète, voir <https://www.cre.fr/Electricite/marche-de-detail-de-l-electricite>.

nous, peuvent influencer la relation entre la consommation et le prix de l'électricité. Ces variables sont collectées au niveau du département et associées aux compteurs en fonction du lieu où ils sont situés. Le prix moyen dont le client de base bénéficie est calculé en fonction de la composante variable du prix réellement payé. Pour les clients payant deux prix variables pour la consommation heures pleines et heures creuses, la moyenne est calculée en pondérant la part de la consommation totale à ce prix. Nous définissons la consommation au prix P_i comme étant C_i , et la consommation totale comme étant C , de sorte que :

$$C = \sum_i^n C_i$$

avec $n = 2$, puis nous définissons le prix variable moyen comme :

$$P = \sum_i^n W_i P_i$$

Avec :

$$W_i = \frac{C_i}{C}$$

Tous les prix sont exprimés en euros 2005 constants déflatés avec l'indice des prix à la consommation.

3.3. Modèle à deux prix

Afin de conserver des informations intéressantes sur le comportement des ménages, à savoir leur réaction aux écarts de prix entre différents segments temporels de la journée, nous avons également estimé des modèles de système de demande quasi idéal (AIDS). Nous suivons Filippini (1995) et reproduisons leur étude faite pour les clients suisses à l'aide de notre jeu de données, qui est beaucoup plus important². Pour que nos estimations puissent être comparées à celles de Filippini, nous construisons notre variable dépendante de façon à représenter la part des dépenses en électricité durant les heures pleines et creuses. Au lieu de calculer la consommation brute d'électricité, nous calculons ainsi le total des dépenses variables en électricité puis la part correspondante durant les deux segments temporels de la journée, comme suit :

$$m = \sum_i^2 C_i P_i$$

$$w_i = \frac{C_i P_i}{m}$$

où m représente le total des dépenses variables en électricité.

Pour nos variables indépendantes, nous utilisons le log des prix des deux segments temporels et le log des dépenses totales en électricité en termes réels. Nous répétons l'estimation pour la totalité de l'échantillon, faisant également la différence entre l'hiver et l'été. Ce modèle estime les élasticités partielles de la demande en électricité dans les deux segments temporels, à condition que la consommation totale d'électricité soit maintenue à un niveau constant. Ainsi, il nous donne des informations supplémentaires sur la façon dont les clients payant deux prix répartissent leur consommation dans un segment ou dans l'autre lorsque le prix relatif varie. Ces modèles, contrairement au modèle à un prix, n'indiquent pas la variation globale de la consommation d'électricité au regard de son prix.

Les équations que nous avons estimées prennent la forme suivante :

$$w_i = \mu_i + \sum_j \gamma_{ij} \log(P_{ij}) + \beta_p \log\left(\frac{m}{P}\right) + X' \theta$$

où $i = hp, hc$ et $j = hp, hc$ pour les heures pleines et creuses et P est l'indice de référence du prix de l'électricité :

$$P = \sum_j w_j \log(P_j)$$

et où pour finir $X' \theta$ est un ensemble de facteurs de variation de la demande pouvant influencer la demande en électricité. En outre, l'homogénéité et la symétrie sont imposées à l'estimation en limitant les paramètres, de sorte que :

$$\sum_i \gamma_{ij} = 0 \text{ et } \gamma_{ij} = \gamma_{ji}$$

L'élasticité-prix propre et croisée peut être calculée comme suit :

$$\hat{\epsilon}_{ij} = -1 + \frac{\hat{\gamma}_{ij}}{w_i} - \hat{\beta}_m$$

$$\hat{\epsilon}_{ij} = \frac{\hat{\gamma}_{ij}}{w_i} - \hat{\beta}_m \frac{\hat{w}_j}{w_i}$$

où la part des dépenses en électricité peut être estimée en calculant la moyenne de l'échantillon.

² Naturellement, nous limitons notre échantillon aux clients qui payent deux prix et excluons ceux qui payent un prix unique, ainsi que les clients TEMPO.

Pour finir, l'élasticité de substitution est obtenue de la façon suivante :

$$\hat{\sigma}_{ij} = 1 + \frac{\hat{\gamma}_{ij}}{\hat{w}_i \hat{w}_j}$$

4. Résultats

Le tableau 1 présente les résultats du modèle à un prix. L'élasticité-prix de la demande d'électricité s'établit à environ -0.8. Notre résultat semble correspondre aux estimations obtenues dans d'autres études, surtout dans les pays européens. Par exemple, Krishnamurthy & Kriström (2015) obtiennent une élasticité de -0.96 pour la France, c'est-à-dire un résultat très proche du nôtre, en utilisant des données très différentes. Notons également que la corrélation entre la consommation d'électricité et son prix fixe est positive. Ce résultat découle de la structure des contrats, faisant payer un prix supérieur aux ménages qui ont besoin d'une plus grande puissance absorbée

et qui vont donc inévitablement consommer plus. Pour cette raison, et sachant qu'il est impossible de séparer cet effet de l'effet du prix sur la demande, nous incluons le prix fixe afin de contrôler l'effet de l'abonnement d'électricité, mais nous n'interprétons pas ce coefficient comme un effet du prix sur la demande. Cela suggère également que, si l'on utilise le prix moyen pour estimer l'élasticité-prix de la demande d'électricité, cela implique un biais baissier car la composante fixe du prix moyen tend à compenser la relation négative entre le prix par kW et la consommation d'électricité.

Dans le tableau 2, nous reproduisons le modèle précédent mais pour la consommation saisonnière. Dans cette optique, nous séparons les mêmes données entre la consommation d'hiver et celle d'été et examinons l'élasticité durant ces deux saisons. Comme nous pouvons le voir dans ce tableau, l'élasticité est plus forte en hiver qu'en été. Dans une certaine mesure, cela peut sembler illogique car, durant les mois d'hiver,

Tableau 1 – Consommation d'électricité (modèle à un prix)

Variable	Coefficient	Écart-type
Constante	0.7769	0.0117
Log (népérien) du prix variable moyen	0.7997	0.0031
Log (népérien) du prix fixe	1.1044	0.0006
Nombre de jours durant lesquels la température est inférieure à 15 °C	0.0002	0.0000
Nombre de jours enregistrés durant le mois	-0.0035	0.0001
Indicatrices temporelles	Oui	
R2	0.2989	

Note : la variable dépendante est le logarithme népérien de la consommation.
Source : données Enedis ; calculs des auteurs.

Tableau 2 – Consommation d'électricité (modèle saisonnier à un prix)

Variable	Hiver		Été	
	Coefficient	Écart-type	Coefficient	Écart-type
Constante	-0.7053	0.0225	0.9075	0.0150
Log (népérien) du prix variable moyen	-1.1611	0.0050	-0.6358	0.0039
Log (népérien) du prix fixe	1.2279	0.0009	1.0089	0.0007
Nombre de jours durant lesquels la température est inférieure à 15 °C	0.0002	0.0000	0.0003	0.0000
Indicatrices temporelles	Oui		Oui	
R2	0.3054		0.2630	

Note : la variable dépendante est le logarithme népérien de la consommation.
Source : données Enedis ; calculs des auteurs.

les clients consomment plus d'électricité pour se chauffer. Toutefois, l'énergie utilisée pour le chauffage peut venir de sources différentes, telles que le fioul ou le gaz, et d'ailleurs le marché offre plus d'options de chauffage que d'autres types de consommation d'énergie. Cela explique probablement pourquoi, durant l'hiver, les clients sont plus sensibles au prix de l'électricité. L'été, la demande en énergie est habituellement moins importante mais il est plus difficile d'y répondre avec des sources alternatives.

4.1. Système de demande quasi idéal

Dans la mesure où nos données enregistrent la consommation réelle d'électricité et les prix réels, variables directement liées à la consommation en heures pleines et en heures creuses, nous pouvons reproduire, grâce à notre jeu de données représentatif de grande envergure, le modèle AIDS utilisé dans Filippini (1995) et l'appliquer à un modèle saisonnier. Le modèle AIDS nous fournit des informations

supplémentaires sur la façon dont les clients changent leur consommation d'un segment temporel à un autre lorsque le prix relatif de la consommation change dans ces segments. Ainsi, nous obtenons de précieuses informations sur le comportement des consommateurs.

Le tableau 3 présente les résultats du modèle de régression générale et le tableau 4 les élasticités implicites. Nos résultats sont immédiatement comparables avec les estimations de Filippini car, à l'exception des variables de contrôle, la méthodologie est exactement la même. Bien que nos données portent sur un pays et une période différente, nos estimations sont remarquablement semblables à celles de Filippini (tableau 4) : notamment, l'élasticité-prix des heures pleines est de -1.47 dans notre étude et de -1.41 dans celle de Filippini. Nos estimations sont inférieures pour l'élasticité heures creuses, mais celle-ci reste supérieure à l'élasticité heures pleines. Ce résultat n'est pas surprenant car les heures creuses correspondent à une demande moins importante et les clients décident de

Tableau 3 – Part de la consommation d'électricité pendant les heures de pointe (modèle AIDS à deux prix)

Variable	Coefficient	Écart-type
Constante	0.1443	0.0009
logP {pointe}	0.3025	0.0002
logP {hors pointe}	0.3025	0.0002
Log(m/P)	0.0087	0.0001
Log (népérien) du prix fixe	0.0328	0.0001
Nombre de jours durant lesquels la température est inférieure à 15 °C	0.0001	0.0000
Nombre de jours enregistrés durant le mois	0.0031	0.0000
Indicatrices temporelles	Oui	
R2	0.2974	
Nombre d'observations	16 133 468	

Note : procédure SYSLIN, méthode itérative SURE (*Seemingly Unrelated Regression Estimation*).
Source : données Enedis ; calculs des auteurs.

Tableau 4 – Élasticité-prix de la demande d'électricité (modèle à deux prix)

	Cette étude	Filippini (1995a)
Élasticité-prix, pointe	-1.47	-1.41
Élasticité-prix, hors pointe	-1.87	-2.57
Élasticité-prix croisée, pointe / hors pointe	0.46	0.41
Élasticité-prix croisée, hors pointe / pointe	0.85	1.57
Élasticité de substitution	2.32	2.98

Source : données Enedis ; calculs des auteurs.

Tableau 5 – Élasticité-prix de la demande d'électricité (modèle saisonnier à deux prix)

	Cette étude		Filippini (1995a)
	Hiver	Été	
Élasticité-prix, pointe	-1.42	-1.63	-1.41
Élasticité-prix, hors pointe	-1.80	-2.11	-2.57
Élasticité-prix croisée, pointe / hors pointe	0.41	0.61	0.41
Élasticité-prix croisée, hors pointe / pointe	0.78	1.08	1.57
Élasticité de substitution	2.20	2.72	2.98

Source : données Enedis et Filippini (1995a) ; calculs des auteurs.

passer des heures pleines aux heures creuses afin de profiter de prix moins élevés. Globalement, l'élasticité de substitution suggère que, dans le cadre de nos estimations, les deux segments sont légèrement moins substituables que dans l'étude de Filippini, mais la substitution reste importante³. Le tableau 5 montre les résultats du modèle saisonnier, c'est-à-dire que les estimations ne concernent que les mois d'hiver ou d'été. Dans ce cas, nous constatons que les estimations ne sont pas très différentes durant les deux saisons mais observons néanmoins des élasticités légèrement plus fortes en été qu'en hiver. Le modèle à un prix indique que l'élasticité-prix globale de la demande en électricité, s'agissant de l'unique prix variable moyen, est plus importante en hiver qu'en été. En revanche, le modèle à deux prix indique que, dans un contexte de réaction plus prononcée au prix moyen en hiver, l'allocation entre les heures pleines et creuses à ce moment est plus rigide.

* *
*

La capacité à prévoir les prix de façon plus précise, pour la consommation d'énergie et plus particulièrement pour la consommation d'électricité, suscite de plus en plus d'intérêt. Pour le marché de l'électricité, cette question a une importance primordiale car l'électricité produite ne peut pas être stockée et il est donc important d'éviter toute surproduction, tout en garantissant un flux suffisant pour tous les consommateurs. Pour établir des prévisions pertinentes, il est essentiel de comprendre la réaction des consommateurs face aux variations de prix, résumée par le concept d'élasticité de la consommation par rapport au prix. Dans le contexte de l'abondante littérature qui existe à ce sujet, notre principale contribution est double : d'une part, nous corroborons les résultats trouvés

dans cette littérature grâce à un jeu de données largement représentatif et, d'autre part, compte tenu de la richesse de nos données, nous divisons l'échantillon afin de tenir compte des différences entre la consommation constatée à différentes saisons de l'année.

Dans le présent article, nous utilisons des données relatives à la consommation d'électricité en France entre 2007 et 2015 et estimons l'élasticité-prix des dépenses en électricité des ménages privés. Nous proposons trois spécifications différentes pour étudier l'élasticité-prix. Premièrement, nous régressons la consommation d'électricité, sur la base du prix par kilowatt/heure, et obtenons une élasticité par rapport au prix égale à -0.8, soit un résultat remarquablement similaire à ceux de la littérature existante. Dans notre deuxième spécification, nous suivons Filippini (1995) et estimons un modèle de système de demande quasi idéal (AIDS), obtenant des résultats très semblables malgré nos données différentes, notamment des élasticité-prix de -1.46 et -1.86 pour les prix en heures pleines et en heures creuses respectivement (Filippini fait état de -1.41 et -2.57). Notre troisième et dernière spécification est une extension du modèle AIDS intégrant des élasticités saisonnières qui sont différentes en été et en hiver. Avec ce modèle saisonnier, nous obtenons des élasticités de -1.45 et -1.85 en hiver et des valeurs absolues un peu plus élevées en été à -1.61 et -2.08. Dans tous les modèles, nous contrôlons les effets fixes par année et par mois, ainsi que les variables météorologiques et un autre ensemble de variables économiques au niveau du département.

3. La différence peut s'expliquer par le fait que la part du chauffage électrique dans la consommation d'électricité totale est moins importante en Suisse qu'en France (en pourcentage), tandis que la composante « consommation » de l'électricité due au chauffage semble être la moins élastique parmi les ménages.

Notre article soulève également des questions sur la façon dont il serait possible d'améliorer notre compréhension du sujet. Les différences constatées entre les élasticités saisonnières suggèrent qu'il pourrait y avoir des écarts considérables entre les différentes régions de

France (nord/sud, par exemple). Des recherches dans cette direction mettraient probablement en évidence un modèle plus différencié dans le temps et l'espace, qui devrait permettre de mieux estimer et prévoir la consommation d'électricité. □

BIBLIOGRAPHIE

- Alberini, A. & Filippini, M. (2011).** Response of residential electricity demand to price: The effect of measurement error. *Energy Economics*, 33(5), 889–895. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.03.009>
- Alberini, A., Gans, W. & Velez-Lopez, D. (2011).** Residential consumption of gas and electricity in the U.S.: The role of prices and income. *Energy Economics*, 33(5), 870–881. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.01.015>
- Bernstein, R. & Madlener, R. (2011).** Responsiveness of Residential Electricity Demand in OECD Countries: A Panel Cointegration and Causality Analysis. FCN *Working Paper* N° 8/2011. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1887044>
- Dergiades, T. & Tsoulfidis, L. (2008).** Estimating residential demand for electricity in the United States, 1965–2006. *Energy Economics*, 30(5), 2722–2730. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2008.05.005>
- Filippini, M. (1995).** Electricity demand by time of use: An application of the household AIDS model. *Energy Economics*, 17(3), 197–204. [https://doi.org/10.1016/0140-9883\(95\)00017-0](https://doi.org/10.1016/0140-9883(95)00017-0)
- Filippini, M. (2011).** Short- and long-run time-of-use price elasticities in Swiss residential electricity demand. *Energy Policy*, 39(10), 5811–5817. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.06.002>
- Halicioğlu, F. (2007).** Residential electricity demand dynamics in Turkey. *Energy Economics*, 29(2), 199–210. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2006.11.007>
- Ito, K. (2014).** Do Consumers Respond to Marginal or Average Price? Evidence from Non-linear Electricity Pricing. *American Economic Review*, 104(2), 537–63. <https://doi.org/10.1257/aer.104.2.537>
- Kamerschen, D. R. & Porter, D. V. (2004).** The demand for residential, industrial and total electricity, 1973–1998. *Energy Economics*, 26(1), 87–100. [https://doi.org/10.1016/S0140-9883\(03\)00033-1](https://doi.org/10.1016/S0140-9883(03)00033-1)
- Krishnamurthy, C. K. B. & Kriström, B. (2015).** A cross-country analysis of residential electricity demand in 11 OECD-countries. *Resource and Energy Economics*, 39, 68–88. <https://doi.org/10.1016/j.reseneeco.2014.12.002>
- Nakajima, T. (2010).** The residential demand for electricity in Japan: An examination using empirical panel analysis techniques. *Journal of Asian Economics*, 21(4), 412–420. <https://doi.org/10.1016/j.asieco.2010.03.005>
- Nakajima, T. & Hamori, S. (2010).** Change in consumer sensitivity to electricity prices in response to retail deregulation: A panel empirical analysis of the residential demand for electricity in the United States. *Energy Policy*, 38(5), 2470–2476. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.12.041>
- Narayan, P. K. & Smyth, R. (2005).** Electricity consumption, employment and real income in Australia evidence from multivariate Granger causality tests. *Energy Policy*, 33(9), 1109–1116. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2003.11.010>
- Okajima, S. & Okajima, H. (2013).** Estimation of Japanese price elasticities of residential electricity demand, 1990–2007. *Energy Economics*, 40, 433–440. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.07.026>
- Paul, A., Myers, E. & Palmer, K. (2009).** A Partial Adjustment Model of US Electricity Demand by Region, Season, and Sector. Resources for the Future, *Technical Report*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1372228>

Reiss, P. C. & White, M. W. (2005). Household Electricity Demand, Revisited. *The Review of Economic Studies*, 72(3), 853–883. <https://doi.org/10.1111/0034-6527.00354>

Ros, A. J. (2017). An Econometric Assessment of Electricity Demand in the United States Using Utility-specific Panel Data and the Impact of Retail Competition on Prices. *The Energy Journal*, 38(4). <https://doi.org/10.5547/01956574.38.4.aros>

Réseau de Transport d'électricité (RTE) (2015). Règles relatives à la programmation, au mécanisme d'ajustement et au dispositif de responsable d'équilibre. <https://www.cre.fr/content/download/12998/158245>

Ziramba, E. (2008). The demand for residential electricity in South Africa. *Energy Policy*, 36(9), 3460–3466. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.05.026>

RÉSULTATS DÉTAILLÉS DES RÉGRESSIONS

Tableau A-1 – Régression complète pour le tableau 1

Variable	Coefficient	Écart-type
Constante	0.7681	0.0118
Log (népérien) du prix variable moyen	-0.7992	0.0031
Log (népérien) du prix fixe	1.1044	0.0006
Nombre de jours durant lesquels la température est inférieure à 15 °C	0.0002	0.0001
Nombre de jours enregistrés durant le mois	-0.0035	0.0001
Part d'actifs	0.4117	0.0066
Âge moyen de la population	-0.0083	0.0001
Part des logements utilisés comme résidence principale	1.2524	0.0033
Part des maisons dans le nombre total de logements	0.4005	0.0013
Part ayant fait des études supérieures	0.0968	0.0032
Part des logements construits avant 1990	-0.5468	0.0106
Prix pétrole	0.0002	0.0000
Éffets fixes temporels	Oui	
Nombre d'observations	19 768 361	
R2	0.2989	

Note : la variable dépendante est le logarithme népérien de la consommation.
Source : données Enedis ; calculs des auteurs.

Tableau A-2 – Régression complète pour le tableau 2

Variable	Hiver		Été	
	Coefficient	Écart-type	Coefficient	Écart-type
Constante	0.7054	0.0225	0.9075	0.0150
Log (népérien) du prix variable moyen	-1.1611	0.0050	0.6358	0.0040
Log (népérien) du prix fixe	1.2279	0.0009	1.0089	0.0007
Nombre de jours durant lesquels la température est inférieure à 15 °C	0.0003	0.0000	0.0003	0.0000
Nombre de jours enregistrés durant le mois	0.0000	0.0005	0.0021	0.0002
Part d'actifs	0.7482	0.0105	0.1825	0.0085
Âge moyen de la population	0.0086	0.0001	0.0081	0.0001
Part des logements utilisés comme résidence principale	1.3117	0.0053	1.2192	0.0043
Part des maisons dans le nombre total de logements	0.4476	0.0021	0.3686	0.0017
Part ayant fait des études supérieures	0.0299	0.0051	0.1396	0.0042
Part des logements construits avant 1990	0.6773	0.0168	0.4890	0.0136
Prix pétrole	0.0002	0.0000	0.0002	0.0001
Éffets fixes temporels	Oui		Oui	
Nombre d'observations	8 455 612		11 312 749	
R2	0.3054		0.2630	

Note : la variable dépendante est le logarithme népérien de la consommation.
Source : données Enedis ; calculs des auteurs.