

FRANCIS BISMANS

Université de Lorraine, BETA et Research Associate, COEF, NMU, South Africa

BLAISE GNIMASSOUN

Université de Lorraine, BETA

Auteur correspondant : Francis.Bismans@univ-lorraine.fr

LES DÉTERMINANTS DE LA DEMANDE AGRÉGÉE D'ÉLECTRICITÉ EN FRANCE¹

Résumé : Cet article a pour objectif premier d'étudier la demande globale d'électricité à court et à long terme pour la France sur la période 1990-T1 à 2015-T3. Il met en œuvre la méthodologie économétrique connue sous le nom « du général au spécifique » pour estimer un modèle autorégressif à retards échelonnés (ARDL). Ce dernier conduit à une équation finale composée d'une relation de cointégration entre les quatre variables retenues (consommation d'électricité, prix de l'électricité, prix du gaz et PIB réel) et d'un mécanisme à correction d'erreur. À court terme, les déterminants de la demande d'électricité sont principalement constitués par l'occurrence de récessions économiques et par les variations de température.

Mots-clés : demande d'électricité, cointégration, modèle autorégressif à retards échelonnés.

JEL Classification : Q41, C13.

THE DETERMINANTS OF THE AGGREGATE ELECTRICITY IN FRANCE

Abstract : This paper mainly aims to study the aggregate electricity demand in the short and long term for France over the period 1990-Q1 to 2015-Q3. To this end, it uses the "General-to-Specific" econometric methodology to estimate an autoregressive distributed lags (ARDL) model. This latest yields a final equation compounded by one cointegrating relation between four variables (electricity consumption, electricity price, gas price and real GDP), and by an error correction mechanism. In the short run, the determinants of electricity demand are essentially made of the occurrence of economic recessions and the variations of temperature.

Keywords : electricity demand, cointegration, autoregressive distributed lags model.

¹ Les auteurs tiennent à remercier Nguyen-Van Phu pour ses conseils et sa lecture critique d'une version antérieure de l'article, ainsi que Magali Grammare, pour avoir fourni la série relative à la température moyenne à Paris.

Introduction

L'objectif central de cet article est d'étudier les déterminants de la demande d'électricité en France. Comme on le sait, la consommation d'énergie primaire y est largement dominée par le secteur de l'électricité qui en représente 45,4% en 2014, bien avant le pétrole dont la part est de 30% (Ministère de la Transition Ecologique et Solidaire, 2017). Par ailleurs, la quasi-totalité de la production d'énergie primaire est constituée par l'électricité générée dans les centrales nucléaires.

Cependant, la particularité essentielle de l'étude est de s'intéresser à la demande agrégée, globale, d'électricité, donc tant celle qui émane des ménages ou des administrations publiques que celle émise par les entreprises. C'est dire que l'objet de cet article est exclusivement macroéconomique. Plus précisément, il s'agit de quantifier l'intensité avec laquelle diverses variables globales peuvent affecter positivement ou négativement la demande totale d'électricité. C'est dire aussi que cette étude vaut pour les implications de politique économique découlant de l'analyse des déterminants de la demande en question.

Il existe, en tout cas au niveau microéconomique, un relatif consensus sur les principales variables à prendre en considération : le prix de l'électricité ; le Produit Intérieur brut (variante : le PIB par habitant) ; le prix des substituts à l'électricité tels par exemple le gaz, le charbon ou encore le pétrole ; des variables climatologiques – la température. Reste cependant à voir si ces facteurs affectent de la même manière la consommation globale d'électricité et surtout si des variables proprement macroéconomiques telles les fluctuations cycliques de l'économie ne constituent pas également un déterminant majeur de ladite demande.

De plus, l'étude se veut dynamique dans son principe, ce qui signifie qu'il s'agit d'isoler les temporalités spécifiques avec lesquelles les diverses variables affectent la demande d'électricité agrégée. Dans cet esprit, on cherchera à estimer un modèle économétrique autorégressif et à retards échelonnés, ARDL (*autoregressive distributed lags*).

L'article s'intéresse aussi au lien entre activité économique et consommation d'électricité/énergie, qui a fait l'objet d'une énorme littérature. Ainsi par exemple, la synthèse de Payne (2010) recense plus d'une centaine d'articles traitant de la relation causale entre la consommation d'énergie et la croissance. De surcroît, si la relation elle-même ne suscite guère de contestation, par contre le sens de la causalité est sujet à de multiples controverses, comme l'indique la littérature consacrée à la question. Pour certains auteurs, elle va de la consommation d'énergie à l'activité économique (voir entre autres Lee, 2005 et Narayan et Smyth, 2008). Pour d'autres, ce sont les variations de la seconde qui déterminent celles de la première (Kraft et Kraft, 1978 ; Mehrara, 2007 ; Tsani, 2010). Certains travaux, plus nuancés, font valoir que le sens de la causalité varie selon les pays, avec la possibilité d'une causalité bidirectionnelle [voir : (Asafu-Adjaye, 2000 ; Soytaş et Sari, 2003 ; Lee, 2006 ; Huang, Wang et Yang, 2008)].

Cependant, l'objet de ce travail est beaucoup plus large, puisqu'il tente d'isoler l'ensemble des déterminants et pas seulement la croissance économique, qui agissent sur la demande globale d'électricité.

Si l'on met de côté les articles consacrés à la causalité énergie-croissance – abondants, on vient de le voir – et contrairement à ce que l'on pourrait imaginer de prime abord, la littérature économétrique consacrée spécifiquement à l'estimation de la fonction de demande d'électricité n'est pas exagérément fournie. On peut y discerner deux sous-ensembles :

- la majorité de ces études usent de données de panel, englobant un grand nombre de pays, et concernent souvent le secteur de l'énergie dans son ensemble ; un exemple typique est fourni par Hannesson (2009), qui estime une équation économétrique sur la période 1950-2004 en distinguant les pays pauvres des pays moyennement riches ou riches, la France rentrant dans cette dernière catégorie, bien sûr ;
- d'autres études économétriques portent directement sur la demande d'électricité ou d'énergie par l'industrie à un niveau sectoriel ou sous-sectoriel ; on peut citer à cet égard, parmi les références les plus récentes, celles de Polemis (2007), Amarawickrama et Hunt (2008) ou encore Berstein et Madlener (2015).

L'étude la plus proche du présent article, parce qu'elle traite spécifiquement de la demande d'électricité – une restriction toutefois : elle porte également sur les consommations sectorielles et pas seulement globale – est due à Jamil et Ahmad (2011).

La littérature économétrique d'expression française consacrée à l'analyse des déterminants de la consommation d'électricité est étonnamment réduite. On peut cependant retenir Villa (1998), Clerc et Marcus (2009), Penot-Antoniou et Têtu (2010) ainsi que quelques pages du livre de Hansen et Percebois (2010).

Signalons également, toujours en langue française, l'article de Renou-Maissant (2002), qui traite plus spécialement des substitutions énergétiques dans l'industrie des sept grands pays de l'OCDE.

On peut constater à travers cette recension, volontairement limitée, que le thème de l'estimation d'une fonction agrégée de la demande d'électricité en France constitue une voie très peu fréquentée.

Pour en terminer avec cette revue de la littérature consacrée à la consommation d'énergie en général, il faut mentionner également le courant de recherche qui tente de vérifier l'existence d'une courbe de Kuznets environnementale (EKC), c'est-à-dire d'une courbe en U reliant la consommation d'énergie par habitant au revenu par tête. Nguyen-Van (2010) présente une bonne synthèse des nombreux travaux en la matière. Toutefois, ce thème sort du cadre de notre propre étude ; il ne sera donc pas abordé, même incidemment.

La suite de cet article est organisée de la manière suivante. La section 2 pose les bases méthodologiques de l'étude en la situant d'emblée dans un cadre macroéconomique. La section 3 présente les différentes variables utilisées dans la modélisation

de la demande agrégée d'électricité et teste leur non-stationnarité en y introduisant la possibilité de ruptures structurelles. La section 4 développe le modèle économétrique utilisé qui relève de la classe des modèles autorégressifs à retards échelonnés (ARDL) et incorpore à la fois cointégration et mécanisme à correction d'erreur. La section suivante traite de l'estimation du modèle retenu en appliquant la méthodologie économétrique dite « du général au spécifique ». Ensuite, la section 6 analyse et discute les principaux résultats obtenus. Enfin, la dernière section conclut l'article et avance quelques pistes de recherche ultérieures.

1. Questions de méthode

Le point de vue adopté tout au long de cet article est macroéconomique, c'est-à-dire global. Bien évidemment, l'initiateur direct d'une telle approche n'est autre que Keynes. Comme il l'a écrit lui-même, il s'agit d'avoir en vue « le fonctionnement du système économique dans son ensemble [...] les revenus globaux, les profits globaux, la production globale, l'emploi global, l'investissement global et l'épargne globale [...] » (Keynes, 1939, p. 6).

Bien sûr, beaucoup d'eau a coulé sous les ponts depuis Keynes. De nos jours, la théorie macroéconomique standard est dominée – et nettement ! – par la modélisation d'équilibre général dynamique stochastique (DSGE, *dynamic stochastic general equilibrium models*). Sans entrer dans les détails, on retiendra que cette classe de modèles considère, par-dessus tout, que les relations macroéconomiques doivent être basées sur de solides fondements microéconomiques, ce qui implique d'utiliser à tout le moins un consommateur et une entreprise, tous deux « représentatifs ». Ces agents représentatifs sont des optimisateurs – d'une fonction d'utilité ou de production selon le cas. Pour rendre la théorie opérationnelle, le modèle doit ensuite être « calibré ». C'est ce que Kydland et Prescott (1991) ont appelé, bizarrement d'ailleurs, « l'économétrie de l'équilibre général ».

Ce n'est pas le lieu ici de développer les faiblesses théoriques de cette classe de modèles macroéconomiques DSGE, fussent-ils « néo-keynésiens ». On se contentera de dire qu'ils ont passé très mal le cap de la crise financière de 2007-2008, de sorte que comme l'écrit le Prix Nobel Joseph Stiglitz (2011, p. 636), la tâche soit à présent de construire une nouvelle macroéconomie qui « incorpore une analyse du risque, de l'information et des institutions, le tout posé dans un contexte d'inégalité, de globalisation et de transformation structurelle [...] ».

On ajoutera à cette perspective que le processus de reconstruction de la macroéconomie doit s'appuyer sur l'usage extensif de l'économétrie « bien conçue », au point que l'on peut avancer le programme de recherche d'une « nouvelle macroéconomie basée sur l'économétrie » (Bismans, 2016, p. 85).

Surgit alors immédiatement une question : sur quelle économétrie s'appuyer ? Tout se joue, de ce point de vue, sur le rapport entre le théorique et l'empirique. On peut distinguer à cet égard trois grandes attitudes : à une extrémité du spectre, on trouve les « calibrateurs » tels Kydland et Prescott déjà cités, pour lesquels il s'agit d'apparier les modèles théoriques aux données ; à l'autre extrémité, figurent les tenants des autorégressions vectorielles VAR – Christopher Sims notamment – qui se défient des modèles théoriques et se contentent, du moins au départ, c'est-à-dire avant l'avènement des VAR dits « structurels », de régresser un ensemble de variables sur leur passé et celui de chacune des autres variables. C'est une position méthodologique que l'on peut qualifier d'« a-théorique ».

L'attitude médiane est celle de David Hendry, qui propose et défend, depuis plusieurs décennies, une démarche économétrique connue sous le nom de « méthodologie du Général au Spécifique » – l'expression anglaise est *General-to-Specific Methodology*, en abrégé GETS. [On peut consulter sur le sujet l'ouvrage récent de Hendry et Doornik (2014)].

L'essence de cette méthodologie consiste à articuler étroitement modèle théorique et modèle empirique, donc à ne pas forcer les données à s'ajuster au modèle théorique comme le veulent les « calibrateurs ». Dans les termes de Hendry (Hendry et Doornik, 2014, p. XVIII), « la théorie disponible est incorporée au cœur même de l'exercice de modélisation [...] elle n'est retenue que si son modèle [empirique] est validé ». De surcroît, l'exercice de modélisation permet de capturer nombre d'aspects, réels et concrets, absents de la théorisation, et permet donc de la compléter, notamment du point de vue de sa dynamique.

Pratiquement et en simplifiant quelque peu, la méthodologie GETS consiste à partir d'un modèle général – dit libre ou non contraint, en anglais GUM, *General Unconstrained Model* – comportant un grand nombre de variables et de décalages temporels. Ensuite, ce modèle général fait l'objet d'une série d'opérations de réduction, de manière à obtenir un modèle final, simple et parcimonieux, congru par rapport aux données d'observation.

C'est donc sur cette méthodologie que l'on va s'appuyer tout en l'appliquant, rappelons-le, au cas particulier de l'estimation d'un modèle autorégressif à retards échelonnés (dit ARDL pour en anglais, *Autoregressive Distributed Lags*). Le choix d'une telle représentation théorique sera justifié dans le cours de cet article.

2. Séries chronologiques et non stationnarité

On commencera par examiner les variables susceptibles d'influencer la demande agrégée d'électricité avant de se tourner vers leur (éventuelle) non stationnarité via l'utilisation de tests de racine unitaire (ou unité).

2.1. Les principaux déterminants

Au niveau microéconomique, on sait que la demande d'un bien par un consommateur est une fonction obtenue à l'issue d'un processus d'optimisation de la fonction d'utilité de ce consommateur sous sa contrainte de budget ; cette fonction dépend négativement du prix du bien en question et de celui d'un ou plusieurs biens substitués et positivement du revenu.

Sachant que le problème de l'agrégation de fonctions de demande individuelles est insurmontable – c'est le théorème de Debreu-Mantel-Sonnenschein – comment traduire ces diverses relations sur un plan macroéconomique ?

La consommation globale d'électricité sera d'abord une fonction du revenu global, c'est-à-dire du Produit Intérieur Brut réel – réel parce qu'il faut éliminer les effets-prix. Ces derniers devront être capturés à travers deux autres variables : le prix de l'électricité d'un côté ; celui d'un substitut de l'électricité de l'autre. A partir de là, deux questions se posent : faut-il déflater les prix utilisés ? Quel bien substituable à l'électricité doit-on prendre en considération ?

La réponse à la première question est directe : dans la mesure où il s'agit de saisir un effet-prix séparé de l'effet-revenu, alors seuls les prix nominaux constituent les variables pertinentes. La réponse à la seconde question est de nature purement empirique. De ce point de vue, d'après Renou-Maissant (2002, p. 997) qui a étudié

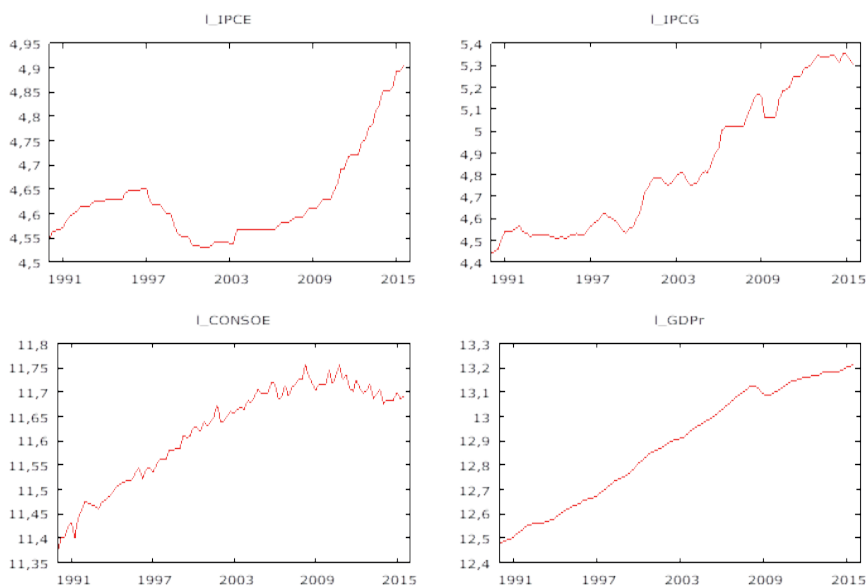


Figure 1 : Représentation graphique des séries utilisées

Source : Voir l'annexe 1

les substitutions énergétiques au sein du secteur industriel de sept grands pays, dont la France, « gaz et électricité sont substituables au moins à long terme dans tous les pays ».

Il suit que l'on envisagera, à ce stade, quatre variables de fréquence trimestrielle sur la période 1990 T1-2015 T3 – plus de précisions sur la définition de ces séries sont données à l'annexe 1 :

- La consommation d'électricité en France, notée CONSOE ;
- Le Produit Intérieur Brut réel, noté PIBr ;
- Un indice des prix de l'électricité, désigné par IPCE ;
- Un indice des prix du gaz, noté IPCG ;
- Le « l » désignant leur logarithme népérien.

Un simple examen visuel de ces graphiques montre à la fois l'existence d'une tendance et l'absence de véritable rupture structurelle dans chacune de ces séries, sauf peut-être dans celle du prix de l'électricité (LIPCE). On doit donc s'attendre à ce qu'elles soient non stationnaires. Reste à voir si cette intuition passe le cap des différents tests disponibles.

2.2. Tester la nonstationnarité

Pour vérifier le caractère stationnaire ou non des séries utilisées, plusieurs tests de racine unitaire ont été mis en œuvre. La matière est cependant fort technique. Aussi se contentera-t-on de renvoyer à la présentation de Patterson (2010) en se limitant à citer les tests effectivement appliqués :

- le test de Dickey-Fuller Augmenté (ADF) est une variante du Dickey-Fuller (1979) originel ; il est seulement « augmenté » de plusieurs termes autorégressifs.
- celui de Phillips-Perron (PP) constitue une adaptation non paramétrique du Dickey-Fuller simple.
- enfin, le test d'Elliott, Rothenberg et Stock (1996) repose sur la transformation de la série analysée via une régression par moindres carrés généralisés.

De ces tests, le plus puissant est le dernier d'entre eux ; tous trois ont, par ailleurs, comme hypothèse nulle la non-stationnarité de la série étudiée.

Cependant, nombre de chroniques peuvent connaître des changements de tendance sur longue période. Pensons à la Grande Dépression des années trente du siècle précédent, aux chocs pétroliers, aux guerres ou encore, plus près de nous, à la crise économico-financière des années 2007-2009. De telles « ruptures structurelles » affectent naturellement les tests usuels de racine unité, plus exactement abaissent leur puissance, devrait-on dire.

Dès lors, une vaste littérature a tenté de prendre ce problème à bras le corps. Les articles pionniers en la matière sont ceux de Perron (1989, 1990). Un très bon panorama des différents tests de racine unité avec rupture(s) structurelle(s) a été réalisé par Perron (2007).

En bref, deux grandes possibilités existent quant à la manière de prendre en compte ces ruptures : soit ces dernières sont obtenues par sélection des dates appropriées (par exemple, dans notre cas, 1997 pour l'indice des prix de l'électricité), soit de manière endogène. Le test de Zivot et Andrews (1992) – noté désormais ZA – s'inscrit dans cette seconde catégorie. Il est basé sur l'hypothèse nulle de la présence d'une racine unité sans rupture, tandis que l'hypothèse alternative est celle d'une série stationnaire incorporant une rupture de date inconnue.

Le tableau 1 regroupe l'ensemble des statistiques de test et fournit, pour chacune des séries exprimée en niveau, la conclusion finale (colonne 6).

Tableau 1 : Résultats des tests de racine unitaire

Variables	Test ADF	Test PP	Test ERS	Test ZA	Conclusion
	N	N	N	N	
LCONSOE	3,2 (1)	2,9 (1)	0,1 (3)	-3,7 (2005t4)	I(1)
LIPCE	2,2 (3)	1,1 (3)	-1,6 (3)	-2,6 (2007t1)	I(1)
LIPCG	2,1 (3)	3,4 (3)	10,8 (1)	-4,1 (1998t2)	I(1)
LPIBr	3,5 (1)	-1,6 (2)	0,9 (2)	-4,0 (2005t4)	I(1)

Notes : 1. Trois modèles caractérisent les tests ADF et PP : le premier, noté (1), est celui sans constante ni tendance, le modèle (2) celui avec une constante, mais sans tendance et enfin, le modèle (3) qui incorpore constante et tendance. En ce qui concerne la statistique de Zivot-Andrews, précisons qu'elle postule la possibilité d'une rupture structurelle dans la tendance et/ou la constance des variables. 2. N = Niveau (test effectués sur les variables en niveau). 3. Les valeurs critiques pour la statistique ZA sont les suivantes : 1% : -5,57 ; 5% : -5,08 ; 10% : -4,82.

Les trois premiers tests effectués concluent tous au caractère non stationnaire des trois variables étudiées. En effet, dans tous les cas, les valeurs empiriques des statistiques de tests (ADF, PP, ERS) sont supérieures aux valeurs critiques.

Le test de Zivot-Andrews (ZA) suggère de potentielles dates de rupture structurelle – elles figurent entre parenthèses dans la colonne correspondante. Cependant, les trimestres identifiés ne sont pas statistiquement significatifs. En conséquence, on est donc conduit à accepter l'hypothèse nulle de non stationnarité. En revanche, lorsque les quatre séries sont considérées en différence première, chacune d'entre elles devient stationnaire.

Au final, on en conclut qu'elles sont donc intégrées d'ordre 1.

3. Le modèle général non contraint

Les conséquences de la non-stationnarité des séries temporelles utilisées ont d'importantes conséquences que l'on va détailler avant de développer le modèle général initial (le GUM pour reprendre l'acronyme anglais).

3.1. Cointégration et correction d'erreur

On sait depuis Granger et Newbold (1974) qu'une régression opérée avec des variables non stationnaires conduit à une relation fallacieuse (*spurious regression*) entre ces variables. (Phillips (1986) a théorisé les résultats, largement empiriques, obtenus par les deux auteurs précédents.)

Cependant, Engle et Granger (1987) ont montré que si une combinaison linéaire de variables non stationnaires était en général non stationnaire, il pouvait se faire que ce ne soit pas le cas et qu'au contraire, cette combinaison soit stationnaire, c'est-à-dire intégrée d'ordre 0, ce qui se note $I(0)$. On obtient de la sorte une relation de cointégration.

Les mêmes auteurs ont en outre démontré – c'est le théorème de représentation de Granger – que l'existence d'une relation de cointégration entre un ensemble de variables non stationnaires était nécessairement associée à une représentation à correction d'erreur.

Sur le plan de l'interprétation économique, la combinaison stationnaire représente une relation d'équilibre de long terme, tandis que le modèle à correction d'erreur permet de corriger les déviations qui se produisent à court terme par rapport à cette solution d'équilibre.

Au mieux de notre connaissance, c'est Denis Sargan (1964) qui a été le premier à introduire le concept de mécanisme à correction d'erreur (MCE) dans la littérature économétrique. Par la suite, ce dernier a été intensément utilisé par David Hendry et son école – voir en particulier Davidson, Hendry, Srba et Yeo (1978), ainsi que les précisions apportées par Hendry (2000, pp. 175-179).

Formellement, si l'on part d'un modèle autorégressif à retards échelonnés (ARDL) tout en y ajoutant une constante et en considérant K variables explicatives, soit

$$y_t = m + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^{k_1} \beta_{1j} x_{1,t-j} + \dots + \sum_{j=0}^{k_K} \beta_{Kj} x_{K,t-j} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

on peut respécifier ce modèle de manière à obtenir la relation suivante :

$$\Delta y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta y_{t-i} + \sum_{j=0}^{k_1} \beta_{1j} \Delta x_{1,t-j} + \dots + \sum_{j=0}^{k_K} \beta_{Kj} \Delta x_{K,t-j} - (1 - \alpha_1 - \dots - \alpha_p) \left[y_{t-1} - a - \sum_{r=1}^K \gamma_r x_{r,t-1} \right] + \varepsilon_t, \quad (2)$$

dans laquelle les variables initiales sont exprimées en différences premières et ε_t est un bruit blanc gaussien. Cette dernière équation a la structure d'un modèle ARDL (p, k_1, \dots, k_K).

La partie entre crochets dans (2) représente la *relation de cointégration*, c'est-à-dire l'équilibre de long terme, donc statique, entre des variables intégrées d'ordre

un, tandis que le reste des termes de l'équation donne la dynamique de court terme du modèle – *le mécanisme à correction d'erreur*.

Une question se pose cependant : pourquoi utiliser une telle équation ARDL ? Il existe en effet au moins trois grandes autres approches possibles pour estimer une relation de cointégration et le mécanisme à correction d'erreur correspondant : celles d'Engle et Granger, de Pesaran-Shin et de Johansen.

La première – voir Engle et Granger (1987) – consiste à estimer d'abord la relation de cointégration entre des variables qui sont *toutes* intégrées d'ordre un et ensuite d'introduire les résidus de la régression ainsi obtenus dans l'estimation d'une équation dynamique de court terme. Une telle approche peut se justifier lorsque seules deux variables sont prises en considération, ce qui n'est pas notre cas, puisque le modèle retenu comporte quatre variables !

La deuxième méthode est due à Pesaran et Shin (2009) et Pesaran, Shin et Smith (2001). Elle conduit également, tout comme dans notre cas, à l'estimation d'un modèle de type ARDL, mais cette fois entre des variables en niveaux dont on ignore si elles sont ou $I(0)$ ou $I(1)$. Comme nous avons vérifié que nos quatre variables étaient toutes non stationnaires, l'approche de Pesaran n'est pas non plus appropriée.

Enfin, la dernière grande approche – dite aussi multidimensionnelle – est celle de Johansen (1988, 1995). Elle part du constat que dès le moment où il y a plus de deux variables, il peut exister une ou relations de cointégration. De manière tout à fait générale, si on considère le vecteur cointégré y_t comportant les n variables $(y_{1,t-1}, y_{2,t-1}, \dots, y_{n,t-1})$, alors il existe r vecteurs de cointégration, avec $r \leq n - 1$. Johansen peut procéder ensuite à l'estimation de ces r relations de cointégration. Le grand avantage de la méthode est qu'elle permet de déterminer le nombre de relations de cointégration. C'est pourquoi nous allons la mettre en œuvre avant même de nous tourner vers le modèle ARDL.

3.2. Combien de relations de cointégration ?

Johansen a mis au point deux tests destinés à déterminer le nombre de relations de cointégration – ce qu'il nomme le rang de cointégration du vecteur considéré – entre un ensemble de n variables non stationnaires et intégrées du même ordre :

- le premier est le test de la trace, dont l'hypothèse nulle est l'existence de $0, 1, \dots, n - 2$ relations de cointégration contre l'alternative de $n - 1$ relations ;
- le second est celui de la valeur propre maximale, qui teste l'hypothèse nulle de l'existence successive de $0, 1, \dots, n - 2$ relations de cointégration contre l'alternative, également successive, de $1, 2, \dots, n - 1$ relations.

Voici les p -valeurs associées à chacune de ces deux statistiques de test.

Tableau 2 : Test du rang de cointégration

Rang	Statistique de la trace	p-valeurs	Statistique de la valeur propre maximale	p-valeurs
0	61,106	0,0022	31,729	0,011
1	29,377	0,0633	20,903	0,0523
2	0,085	0,434	8,3882	0,3485
3	0,001	0,7732	0,086	0,7694

Notes : 1. Les p-valeurs associées à la statistique de la trace sont corrigées en fonction de la taille de l'échantillon ;
2. Le calcul des statistiques de test correspond à la présence d'une constante dans la relation de cointégration.

Les deux tests aboutissent à la même conclusion : il existe tout au plus une relation de cointégration entre les quatre variables retenues.

En conséquence, il est légitime d'estimer l'équation reliant la demande agrégée d'électricité aux trois autres variables, soit le PIB réel et les prix respectifs de l'électricité et du gaz, et plus généralement, l'équation (2).

3.3. La spécification initiale

Dans la formulation (2), les mêmes variables – et elles seules – qui figurent dans le vecteur de cointégration sont reprises en variations, c'est-à-dire en différences premières, dans le mécanisme à correction d'erreur. Si l'on envisage l'électricité agrégée, il existe à coup sûr d'autres déterminants *de court terme* à prendre en considération :

- la littérature consacrée à la demande d'électricité – voir par exemple Bernstein et Madlener (2015) – reconnaît que la variable « température » est un facteur exogène de détermination de la consommation ; il est clair à cet égard que plus cette température est basse et plus cette consommation sera élevée ;
- sur un plan macroéconomique, les fluctuations cycliques de l'économie affectent à coup sûr la consommation d'énergie ; on pourrait dire que les premières sont bien représentées par les variations du PIB réel, mais cela n'est pas correct, car lesdites variations reflètent ce que l'on appelle le cycle de croissance et non les hausses ou reculs absolus de l'activité économique – le cycle économique « classique ».

Dès lors, on introduira deux variables additionnelles dans le modèle ARDL initial. La première enregistre la température mensuelle moyenne lors des mois de février, mai, août et novembre de chaque année, température mesurée au Parc Monstoursis à Paris (1990-2014). On obtient de la sorte quatre observations par année, ce qui correspond à une fréquence trimestrielle. En deuxième lieu, on retiendra une variable indicatrice des récessions – notée REC – susceptible de refléter le mouvement cyclique de l'économie. Plus exactement, REC est une variable

binaires qui revêt la valeur 1 durant les récessions et la valeur 0 pendant les phases d'expansion de l'économie française. (Plus de précisions sur les sources de ces deux variables additionnelles sont données à l'annexe 1).

Au total, puisque la méthodologie GETS impose de spécifier un modèle dynamique général comportant de nombreux décalages, l'on considérera trois retards (donc cinq trimestres, puisque l'on travaille en différences premières) pour chacune des variables principales (y compris REC) du modèle ARDL. Ce dernier se présentera en conséquence comme suit :

$$\begin{aligned} \Delta CONSOE_t = & \sum_{i=1}^3 \alpha_i \Delta CONSOE_{t-i} + \sum_{j=0}^3 \beta_{1j} \Delta PIBr_{t-j} + \sum_{j=0}^3 \beta_{2j} \Delta IPCE_{t-j} \\ & + \sum_{j=0}^3 \beta_{3j} \Delta IPCG_{t-j} + \delta TEMP + \sum_{k=0}^3 \tau_k REC_{t-k} \\ & + [\gamma_0 CONSOE_{t-1} - \gamma_1 - \gamma_2 PIBr_{t-1} - \gamma_3 IPCE_{t-1} - \gamma_4 IPCG_{t-1}] + \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (3)$$

4. Du général au spécifique

On procédera en trois temps : estimer le modèle général (3) ; opérer un ensemble de réductions sur ce modèle initial de manière à obtenir le modèle final que l'on soumettra, dans une troisième étape, à une batterie de tests de validation et de spécification.

4.1. Estimation du modèle libre

Estimer l'équation (3) revient à estimer simultanément la relation d'équilibre de long terme et le modèle à correction d'erreur de court terme. C'est un des grands avantages de la procédure.

Cette estimation se réalise en utilisant la technique des moindres carrés ordinaires (MCO). Certes, ceci suppose que le modèle retenu soit linéaire. Aussi nous faudra-t-il *in fine* justifier l'utilisation d'un tel modèle.

Le tableau 3 donne les variables qui sont significativement différentes de zéro lors d'une première estimation de l'équation (3), toutes les autres variables, courantes ou décalées, étant non significatives.

Sur base de ce modèle initial tout à fait général, on procède ensuite à sa réduction séquentielle, opération fondée sur l'examen de quatre critères principaux :

- Le test F après élimination de chaque ensemble de variables est-il significatif ?
- Les critères d'information sont-ils améliorés à chaque étape de la procédure de réduction du nombre de variables ?
- Accessoirement, le r^2 corrigé s'améliore-t-il au fil des réductions successives ?

Tableau 3 : Variables significatives du modèle libre

Cst	LIPCE (-1)	LIPCG (-1)	LCONS (-1)	LPIB (-1)	REC (-1)	REC (2)	TEMP	DL- CONS (-1)	DL- CONS (-2)
1%	1%	5,5%	1%	1%	5%	5%	9%	5%	1%
R ² corrigé = 0,46		CSB = -532,3		CIA = -586,8		CHQ = -564,8			

Note : CSB est le critère Schwartz bayésien ; CIA le critère d'information d'Akaike et CHQ celui de Hannan-Quinn.

– Finalement, les coefficients des paramètres du modèle réduit passent-ils le cap des t-tests à un niveau d'au moins 10 pour cent ?

En fine, en opérant cette procédure d'élimination des variables non pertinentes, on débouche sur un modèle terminal, qui, comme on l'a déjà précisé, devra ensuite satisfaire à un ensemble de tests de validation et de spécification de ce modèle.

4.2. Le modèle final

Le tableau 4 fournit les coefficients des variables subsistant à l'issue du processus de réduction du GUM initial, accompagnés de la statistique *t* et des significativités correspondantes (arrondies).

Tableau 4 : Le modèle final

Variabes	Coefficients	Statistique t	Significativité
Constante	3,084	6,86	1%
LIPCE (-1)	-0,1044	-4,57	1%
LIPCG (-1)	-0,0802	-3,7	1%
LCONSO (-1)	-0,529	-6,37	1%
LPIB (-1)	0,3063	5,46	1%
REC (-1)	-0,016	-4,35	1%
TEMP	-0,0003	-1,71	10%
DLCONSO (-1)	-0,308	-3,2	1%
DLCONSO (-2)	-0,272	-3,24	1%
R ² corrigé = 0,48	CSB = -578,01	CIA = -601,4	CHQ = -591,9

Note : Les chiffres entre parenthèses à la suite des diverses variables significatives indiquent le nombre de décalages pris en considération. Les critères d'information CSB, CIA et CHQ ont exactement la même signification qu'au tableau 3.

Tous les coefficients des variables retenues sont significatifs à un pour cent – ce qui est très satisfaisant – à l'exception de celui de la variable TEMP, qui est significatif à 10 pour cent.

Les cinq premiers coefficients du tableau 4 donnent la relation de cointégration entre la consommation d'électricité et ses déterminants (plus la constante). Les quatre autres coefficients interviennent dans le mécanisme à correction d'erreur. Autrement dit, la variation de la consommation d'électricité dépend de l'indicateur de récession (décalé d'une période, c'est-à-dire d'un trimestre) et enfin de la variable température TEMP. Pour le reste, les variations de la demande d'électricité dépendent de ses propres variations moyennant deux retards consécutifs.

Si l'on compare les valeurs du coefficient de détermination corrigé et des trois critères d'information repris dans ce tableau 4 avec celles qui figurent au tableau 3 (le modèle initial, non contraint), on s'aperçoit qu'il y a une amélioration quelle que soit la statistique envisagée : ainsi, par exemple, le R^2 corrigé est de 0,48 dans le modèle final contre 0,46 dans l'équation non contrainte ; le critère Schwarz bayésien (CSB) prend la valeur $-578,01$ dans le premier cas et $-532,33$ dans le second, etc. On peut donc en conclure que l'équation finale est bien la meilleure en termes de statistique inférentielle.

On postposera à la section 5 de cet article l'analyse et l'interprétation économique du modèle spécifique obtenu à l'issue de l'application de la méthodologie GETS.

4.3. Une batterie de tests

Il s'agit d'abord de répondre aux trois questions suivantes : les résidus du modèle final sont-ils non autocorrélés ? Homoscédastiques ? Normalement distribués ? Si ce n'était pas le cas, les estimateurs des différents paramètres ne seraient pas optimaux.

Tableau 5 : Tests sur les résidus

Spécification	Statistique	p-valeur
Autocorrélation (4 retards)	BG = 0,215	0,930
ARCH (4 retards)	LM = 8,8	0,070
Normalité	BJ = 1,844	0,398

Note : BG = statistique de Breusch-Godfrey ; LM = statistique du multiplicateur de Lagrange ; BJ = statistique de Bera-Jarques.

Dans les trois cas, on ne rejette pas les hypothèses nulles correspondantes – absence d'autocorrélation, homoscedasticité, normalité des résidus. En conséquence, les résidus d'estimation ne comportent pas d'autocorrélation ou d'effets ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Ils sont par ailleurs distribués selon une loi normale.

À présent, il faut examiner la question de savoir si la forme fonctionnelle retenue, en l'occurrence log-linéaire, est bien la plus appropriée pour modéliser

la consommation d'électricité. D'une manière générale, la littérature micro-économétrique consacrée à la demande d'énergie – voir, par exemple, Xiao, Zarnikau, et Damien (2007) – dispose d'une gamme de formes fonctionnelles possibles : linéaire, log-linéaire, fonctions translog, systèmes de demande AIDS (*Almost Ideal Demand Systems*), etc. L'étude de Xiao et al. (2007), basée sur des données en coupe relatives à un échantillon de ménages américains, conclut que les systèmes AIDS surpassent la forme translog qui elle-même s'avère supérieure aux formes log-linéaire et linéaire. Ces résultats ne sont toutefois pas corroborés par Zamikau (2003) qui utilise pourtant le même jeu de données en coupe. On laissera donc la conclusion à Xiao et al. (2007, p. 166) : « la sélection d'un modèle reste une tâche très difficile ».

Dans notre propre cas, les données de l'étude sont très différentes de celles dont se sont servis les auteurs cités. Il s'agit de séries chronologiques d'un côté et elles portent sur la consommation globale d'électricité de l'autre. Dès lors, on testera l'hypothèse de log-linéarité en utilisant le test RESET (*Regression Specification Error Test*). Les résultats sont les suivants : la statistique pertinente est égale à 0,514 et la p-valeur associée égale à 0,475. On ne rejette donc pas l'hypothèse nulle de linéarité et on conclut que la forme fonctionnelle retenue est adéquate pour modéliser la demande d'électricité agrégée.

Enfin, il faut également s'interroger sur la stabilité des estimateurs obtenus. De ce point de vue, on dispose notamment de deux tests « classiques », basés sur l'utilisation des résidus récurrents ou récurrents et dus à Brown, Durbin et Evans (1975) : le CUSUM² des résidus récurrents et le CUSUM des carrés de ces mêmes résidus. Le premier sert surtout à détecter des écarts systématiques par rapport à la stabilité des paramètres estimés et le second des écarts accidentels (Brown et al., 1975, p. 154).

Ajoutons qu'ils se présentent sous la forme de graphes et sont construits de telle sorte qu'ils définissent une surface délimitée par deux droites, la position de ces dernières étant déterminée, sous l'hypothèse nulle de stabilité des paramètres, par le niveau du test. Tout franchissement de ces droites conduit donc à rejeter cette hypothèse de stabilité.

Ainsi qu'on peut le constater en se reportant à l'annexe 2, jamais les sommes cumulatives des résidus récurrents étalonnés ne coupent les droites dressées pour un intervalle de confiance égal à 95 pour cent. Il y a donc stabilité des estimateurs des moindres carrés sur l'ensemble de la période 1990-2015.

En fine, le modèle terminal présente donc toutes les bonnes propriétés qu'on peut en attendre, en particulier celles d'absence d'autocorrélation, de linéarité (en réalité log-linéarité) et de constance temporelle des estimateurs.

² CUSUM est un acronyme pour « cumulative sums ». On trouve aussi parfois CUMSUM dans la littérature.

5. Analyse et discussion des résultats économétriques

Examinons d'abord la relation d'équilibre de long terme telle qu'elle résulte de l'estimation des paramètres du modèle final ARDL (tableau 4).

5.1. La relation de cointégration

Elle prend la forme suivante, dans laquelle on a supprimé toute référence à la période, puisqu'il s'agit d'une équation d'équilibre statique :

$$CONSOE = 5,72 - 0,19 IPCE - 0,15 IPCG + 0,57 PIB.$$

Comme on a affaire à des variables exprimées en logarithmes népériens, les coefficients des trois variables explicatives de cette équation représentent donc des élasticités, c'est-à-dire des taux de variation relative.

Trois remarques s'imposent concernant l'interprétation de cette équation :

1. L'élasticité-revenu de la demande d'électricité est positive et égale à 0,57, ce qui signifie qu'un accroissement de 1% du PIB réel se traduit *in fine* par une augmentation de la variation de la demande d'électricité de 0,57%.
2. L'élasticité-prix de la consommation d'électricité globale est de -0,19 ; en d'autres termes, si l'indice s'accroît de 1%, la consommation d'électricité décroîtra d'à peu près 0,19%.
3. L'élasticité de la demande d'électricité par rapport au prix du gaz est également négative ; de la sorte, une augmentation de 1% du prix du gaz entraîne une baisse de 0,15% de la consommation d'électricité ; il s'ensuit que gaz et électricité constituent des biens complémentaires et qu'une hausse de leur prix a un effet négatif sur la consommation d'électricité ; c'est un résultat qui peut paraître surprenant, puisque *a priori*, on s'attendrait que ces deux biens soient des biens substituables ; notons cependant qu'il vaut pour la consommation prise globalement, tous secteurs confondus, et que de surcroît, il est probable qu'institutionnellement, le prix de l'électricité et celui du gaz évoluent parallèlement.

Il existe d'autres méthodes pour estimer une relation de cointégration que celle qui a été utilisée. Certes, aujourd'hui, comme nous l'avons précisé, la procédure associée à Engle et Granger (2007) n'est plus mise en œuvre. Par contre, deux autres méthodes, sans parler de celle, multidimensionnelle, de Johansen (1988, 1995) dont nous avons aussi déjà parlé, sont régulièrement appliquées dans les études empiriques : d'une part, la procédure dite des moindres carrés complètement modifiés (FMOLS, soit *Fully Modified Ordinary Least Squares*) développée par Hansen et Phillips – voyez Hansen et Phillips (1990) ainsi que Phillips (1995) ; d'autre part,

la seconde procédure est connue sous le nom des moindres carrés dynamiques (DOLS, une abréviation pour *Dynamic Ordinary Least Squares*) et est essentiellement due à Stock et Watson (1993). Toutes deux visent à l'estimation d'une relation de cointégration indépendamment du mécanisme à correction d'erreur qui peut lui être associé.

Le tableau 6 regroupe les résultats d'estimation obtenus avec chacune de ces méthodes – pour faciliter la comparaison, on a reproduit dans la première colonne nos estimateurs ARDL :

Tableau 6 : Comparaison des méthodes

Spécification	ARDL	DOLS	FMOLS	Johansen (VECM)
Constante	5,72***	4,185***	4,48***	7,10900***
IPCE	-0,19***	-0,090**	-0,12***	-0,24012***
IPCG	-0,15***	-0,243***	-0,20***	0,01145
PIB	0,57***	0,701***	0,67***	0,42870***

Note : *, ** et *** indiquent respectivement la significativité des coefficients à 10%, 5% et 1%.

On voit immédiatement que nos propres estimations sont du même signe que celles obtenues par les moindres carrés dynamiques ou complètement modifiés. Il n'en va pas de même pour celles réalisées par la méthode de Johansen : ainsi, dans ce dernier cas, la demande agrégée d'électricité est-elle reliée de manière positive à l'indice du prix du gaz, alors que dans toutes les autres occurrences, elle l'est négativement. Ajoutons également que le coefficient en question n'est même pas significativement différent de zéro. De tels résultats, très différents, sont imputables au fait que la méthodologie de Johansen est basée sur l'estimation d'un modèle du type VAR – plusieurs équations – de sorte que les paramètres estimés dans une équation sont affectés par les spécifications dans les autres équations.

Si on se limite, en conséquence, à comparer les estimations résultant des trois premières méthodes, on notera les différences suivantes :

- le coefficient du PIB associé au modèle ARDL a une valeur assez nettement inférieure (0,57) à celles obtenues à l'aide des deux autres méthodes d'estimation ;
- l'élasticité-prix de l'électricité est par contre plus forte (en valeur absolue) pour le modèle ARDL que pour DOLS ou FMOLS ;
- le constat est inverse pour l'élasticité de la demande d'électricité par rapport au prix du gaz, la valeur (absolue) de cette dernière étant plus faible lorsqu'on applique la première méthode plutôt que les deux dernières.

Pour autant, toutes ces procédures d'estimation ne se valent pas : l'avantage comparatif de notre modélisation ARDL réside dans le fait qu'elle évalue simultanément

relation de cointégration et mécanisme à correction d'erreur, évitant de ce fait les conséquences, sur les estimations, d'une spécification incomplète du modèle de base.

5.2. Quelques comparaisons chiffrées

Confronter nos résultats avec ceux découlant d'autres articles de recherche n'est pas chose aisée. Pour trois raisons au moins : en premier lieu, il doit s'agir d'études qui portent sur la demande d'électricité (ou d'énergie) ; en deuxième lieu, ces études devraient idéalement s'intéresser à la consommation globale d'électricité ; enfin, les équations estimées devraient relever de la classe des modèles ARDL.

Inutile de dire qu'il n'existe à notre connaissance à peu près aucun article qui satisfasse simultanément ces trois critères. Dès lors, la nécessité d'opérer des arbitrages s'impose nécessairement et on sélectionnera, à des fins de comparaison, les études qui se rapprochent le plus de ces trois critères de choix. Difficulté supplémentaire, il serait souhaitable de disposer de données d'estimation comparables, spécifiquement consacrées à la France. Malheureusement, il n'y en a pas – ici aussi au mieux de notre connaissance. Il s'ensuit qu'il a fallu se rabattre sur des solutions de second rang...

Dès lors, nous nous sommes résolus à opérer des choix draconiens, faute de quoi aucune comparaison était possible. De ce point de vue, le tableau 7 regroupe les estimations économétriques provenant de dix contributions consacrées à la demande d'électricité – totale ou sectorielle – ou d'énergie.

Voici quelques précisions sur sa construction. La première colonne renvoie à l'article qui figure dans la bibliographie. La deuxième détaille les caractéristiques de l'étude citée selon quatre critères principaux : le pays ; l'échantillon des données temporelles utilisées ; la méthode d'estimation (ARDL, équation log-linéaire, modèle à correction d'erreur ECM, Johansen) ; le secteur ou la forme d'énergie concernés). Enfin, les deux dernières colonnes donnent respectivement l'élasticité-revenu et l'élasticité-prix de la demande d'électricité (ou d'énergie).

En ce qui concerne l'élasticité-revenu, elle est sensiblement inférieure dans notre étude (0,55) aux valeurs obtenues pour les autres pays. Il y a en définitive une seule exception à ce constat : la Nouvelle Zélande. Signalons aussi que l'étude de Penot-Antonion et Têtu (2010) qui porte également sur la France, mais concerne plus spécifiquement le chauffage à l'électricité, aboutit à une élasticité de 0,87, soit une valeur nettement supérieure à la nôtre.

La France est aussi l'économie dont la sensibilité de la demande d'électricité aux variations de prix est parmi les plus faibles, puisque notre estimation la chiffre à $-0,117$. Le pays qui se rapproche le plus de cette valeur est la Nouvelle Zélande ; tous les autres enregistrent, en valeur absolue, des variations nettement supérieures.

Tableau 7 : Une comparaison

Etudes	Caractéristiques	Elasticité-Revenu	Elasticité-prix
Bentzen et Engsted (2001)	Danemark 1960-1996 ARDL Demande énergie	1,29	-1,03
Rapanos et Polemis (2006)	Grèce 1965-1999 Eq. log-linéaire Energie résidentielle	1,54	-0,6
Fatai, Oxley et Seringcour (2003)	Nouvelle Zélande 1960-1999 ARDL et FMOLS Electricité	0,24 0,46	-0,18 -0,19
Beenstock et al. (1999)	Israël 1965-1995 Johansen Electricité	0,99	-0,43
Halicogliou (2007)	Turquie 1968-2005 Eq. log-linéaire Electricité résidentielle	0,7	-0,52
Jamil et Ahmad (2011)	Pakistan 1961-2008 Johansen Electricité agrégée	1,56	-1,27
Bernstein et Madlener (2015)	Allemagne 1970-2007 Johansen Electricité-industrie	de 0,776 à 1,899	de -0,07 à -0,516
K.M. Lim, S.E. Lim et Yoo (2014)	Corée 1970-2011 Corrélations canoniques Electricité-services	1,09	-1,002
S. Okajima et H. Okajima (2013)	Japon 1990-2007 ECM Electricité résidentielle	n.d.	-0,49
Penot-Antonion et Têtu (2010)	France 1984-2006 ECM Electricité chauffage	0,87	-0,47

L'exception allemande n'est qu'apparente, parce que l'étude la concernant est consacrée à l'examen de l'élasticité-prix dans différents secteurs industriels, de sorte que l'on obtient un ensemble de valeurs comprises entre -0,07 et -0,516.

5.3. Les déterminants de court terme

Pour faciliter les commentaires, on commencera par reproduire les estimations spécifiques au modèle à correction d'erreur.

Tableau 8 : Le modèle ECM

Variables	DCONSO (-1)	DCONSO (-2)	REC (-1)	TEMP
Coefficients	-0,335	-0,283	-0,0164	-0,0004

Note : Le « d » devant CONSO indique que cette variable a été différenciée une fois.

On notera d'abord que les variables qui figurent dans la relation de cointégration ne se retrouvent pas parmi les déterminants de court terme de la consommation d'électricité. En particulier, ni les variations du prix du gaz ni celles du prix de l'électricité n'influent sur sa consommation à court terme. Il en va de même pour les variations du PIB réel.

Par contre, la survenance d'une récession, moyennant un décalage d'un trimestre, affecte négativement la demande d'électricité. L'effet n'est pas négligeable quantitativement et il est tout à fait certain – le seuil de signification de la variable REC est en effet inférieur à un pour cent.

On pourrait s'étonner, à première vue, d'un tel résultat. Mais à bien y réfléchir, il n'a rien d'exceptionnel : en effet, les variations du PIB, on l'a déjà souligné, ne dessinent pas le cycle économique en tant que tel – que chacun, à la suite de Burns et Mitchell, qualifie aujourd'hui de classique – mais tout au plus un éventuel cycle de croissance. Par contre, l'indicateur REC enregistre bien le mouvement réel de l'économie.

Cependant, ce sont les variations de la consommation elle-même, moyennant un décalage d'un ou deux trimestres, qui en constituent les principaux déterminants. Les coefficients correspondants sont de signe négatif, ce qui signifie qu'une variation positive de la demande d'électricité pendant deux trimestres successifs se traduit par une diminution de cette demande. Un mécanisme auto-correcteur endogène en quelque sorte.

Il reste à dire un mot du dernier déterminant de court terme de la consommation, qui est par ailleurs significatif à 9% : la variable TEMP. Son coefficient est de signe négatif, ce qui signifie qu'une augmentation de la température induit immédiatement, c'est-à-dire sans décalage, une diminution de la consommation d'électricité. Toutefois, il faut immédiatement relativiser ce résultat, car l'effet en question est faible et in fine, assez peu signification statistiquement.

Conclusions

Cet article, en se situant sur un plan global, macroéconomique, et en mettant en œuvre la méthodologie dite du « général au spécifique » (GETS), a permis de mieux cerner les déterminants tant à court qu'à long terme, de la demande d'électricité en France et de quantifier leurs effets. De ce point de vue, plusieurs résultats nouveaux ont été obtenus que l'on peut synthétiser comme suit : (1) dans la longue période, il existe une relation stable entre demande d'électricité et PIB réel, l'élasticité de la première par rapport au second étant égale à 0,57, soit une valeur nettement plus faible que celles observées dans d'autres pays ; par contre, les prix de l'électricité et du gaz ont un effet négatif, mais assez limité sur la consommation de cette forme d'énergie ; (2) les déterminants de court terme de la demande diffèrent totalement de ceux de long terme ; en particulier, l'occurrence d'éventuelles récessions a un effet dépressif sur cette demande.

De tels résultats sont intéressants tant pour la définition des politiques macroéconomiques que pour la réalisation de prévisions bien fondées. En effet, du côté de ces politiques, la connaissance précise de l'élasticité-PIB, par exemple, permet de mieux chiffrer les variations attendues dans la consommation d'électricité. Le modèle ARDL complet tel qu'il a été estimé devrait donner des prévisions fiables sur l'évolution de la demande agrégée d'électricité, dans la mesure où il articule étroitement court et long termes.

Un des débouchés possibles de cet article consisterait donc à tester la valeur des prévisions réalisées avec le modèle ARDL obtenu ; un autre dans l'application d'un modèle semblable à d'autres économies de la zone euro, notamment celles de l'Allemagne, de l'Italie, de l'Espagne, des Pays-Bas, etc., à des fins de comparaison. Enfin, il serait intéressant d'estimer un modèle ARDL de la demande globale d'électricité sur un très large échantillon de pays, ce qui conduirait à prendre en considération des données de panel.

Telles sont quelques-unes des perspectives ouvertes par ce travail.

Annexe 1. Séries temporelles

Tableau A1 : Description et source des données utilisées

Variables	Types	Sources
Consommation d'électricité en France (CONSOE)	Variable trimestrielle (1990-T1 à 2015-T3) mesurée en Giga-watt-heure (GWh)	Ministère de l'écologie, du développement durable et de l'énergie
PIB réel de la France (PIBr)	Variable trimestrielle (1990-T1 à 2015-T3) mesurée en euros constants	OCDE
Indice des prix à la consommation de l'électricité en France (IPCE)	Variable (Indice trimestriel 1990-T1 à 2015-T3, base 1999 = 100) ; CVS	INSEE
Indice des prix à la consommation du Gaz en France (IPCG)	Variable (Indice trimestriel 1990-T1 à 2015-T3, base 1999 = 100) ; CVS	INSEE
Température (TEMP)	Températures moyennes mensuelles – février, mai, août et novembre – relevées à Paris au Parc Montsouris (1990-T1 à 2015-T3)	www.infoclimat.fr à partir des observations de météo France
Récession économique (REC) en France	Variable binaire prenant la valeur 1 pendant les trimestres de récession et 0 ailleurs. Pour le mode de construction de l'indicatrice, voyez Bismans et Majetti (2013)	Bismans (2014)

Annexe 2. Tests de stabilité des paramètres estimés

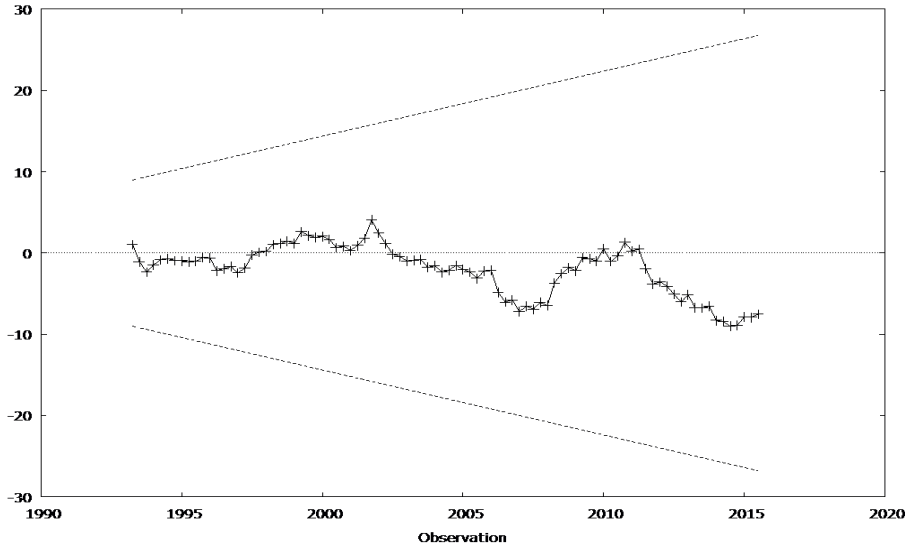


Figure A2.1 : CUSUM

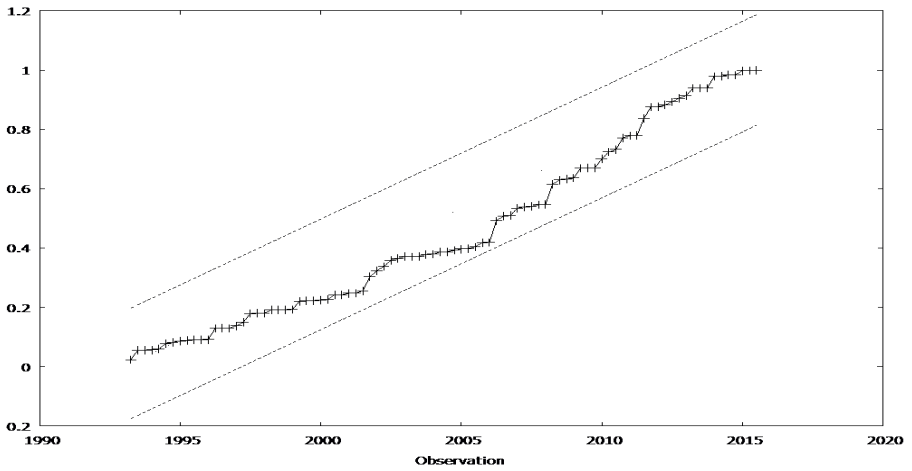


Figure A2.2 : CUSUMSQ

Bibliographie

- Amarawickrama, H.A. et Hunt, L.C. (2008), Electricity demand for Sri Lanka : A time series analysis. *Energy*, 33, 724-739.
- Asafu-Adjaye, J. (2000). The relationship between energy consumption, energy prices and economic growth : Time series evidence from Asian developing countries. *Energy Economics*, 22, 615-625.
- Bentzen, J. et Engsted, T. (2001). A revival of the autoregressive distributed lag model in estimating energy demand relationship. *Energy*, 26, 45-55.
- Bernstein, R. et Madlener, R. (2015). Short- and long-run electricity demand elasticities at the subsectoral level : A cointegration analysis for German manufacturing industries . *Energy Economics*, 48, 178-187.
- Bismans, F. (2014), Datation et prévision du cycle économique. *Studia Oeconomica Posnaniensia*, 2, 186-202.
- Bismans, F. (2016). Afterword. Dans : F. Bismans et al. (dir.), *Business cycles in the run of history*, Heidelberg – New York – Dordrecht – London : Springer.
- Bismans, F. et Majetti, R. (2013). Forecasting recessions using financial variables : The French case. *Empirical Economics*, 44, 419-433.
- Brown, R.L., Durbin, J. et Evans, J.M. (1975), Techniques for testing the constancy of regression relationship over time. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 37, 149-192.
- Clerc, M. et Marcus, V. (2009). Élasticités-prix des consommations énergétiques des ménages. Documents de travail, G2009/08, INSEE.
- Dickey, D.R. et Fuller, W.A. (1979). Distributions of the estimators for autoregressive times series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427-431.
- Elliott, G., Rothenberg, T.J. et Stock, J.H. (1996). Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root. *Econometrica*, 64, 813-836.
- Engle, R.F. et Granger, C.W.J. (1987). Co-integration and error correction : Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55, 251-276.
- Fatai, K., Oxley, L. et Scrimgeour, F.G. (2003). Modeling and forecasting the demand for electricity in New Zealand : A comparison of alternatives approaches. *Energy Journal*, 24, 75-102.
- Granger, C.W.J. et Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, 2, 111-120.
- Hannesson, R. (2009). Energy and GDP growth. *International Journal of Energy Sector Management*, 3, 157-170.
- Hansen, B.E. et Phillips, P.C.B. (1990). Estimation and inference in models of cointegration : A simulation studies. *Advances in Econometrics*, 8, 225-248.
- Hansen, J.-P. et Percebois, J. (2010). *Énergie. Économie et politiques*. Bruxelles : De Boeck Université.
- Hendry, D.F. (2000). *Econometrics. Alchemy or science ?* Oxford : Oxford University Press.
- Hendry, D.F. et Doornik, J.A. (2014). *Empirical model discovery and theory evaluation. Automatic selection methods in econometrics*. Cambridge – London, Massachusetts : Institute of Technology Press.
- Hendry, D.F. et Wallis, K.F. (dir.). (1984). *Econometrics and quantitative economics*. Oxford : Basil Blackwell.

- Huang, B.N., Hwang, M.J. et Yang, C.W. (2008), Causal relationship between energy consumption and GDP growth revisited : A dynamic panel data approach. *Ecological economics*, 67, 41-54.
- Jamil, F. et Ahmad, E. (2011). Income and price elasticities of electricity : Aggregate and sector-wise analysis. *Energy Policy*, 39, 5519-5527.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, 231-254.
- Johansen, S. (1995). *Likelihood-based inference in cointegrated vector autoregressive models*. Oxford : Oxford University Press.
- Jumbe, C. B. (2004). Cointegration and causality between electricity consumption and GDP : Empirical evidence from Malawi. *Energy Economics*, 26, 61-68.
- Keynes, J.M. (1939). *Préface pour l'édition française*. Dans : J.M. Keynes. *Théorie générale de l'emploi, de l'intérêt et de la monnaie*, Paris : Payot, 1969.
- Kraft, J. et Kraft, A. (1978). On the relationship between energy and GNP. *Journal of Energy Development*, 3, 401-403.
- Kydland, F. et Prescott, E. (1991). The econometrics of the general equilibrium approach to the business cycle, *Scandinavian Journal of Economics*, 93, pp. 161-178.
- Lee, C.C. (2005). Energy consumption and GDP in developing countries : A cointegrated panel analysis. *Energy Economics*, 27, 415-427.
- Lee, C.C. (2006). The causality relationship between energy consumption and GDP in G-11 countries revisited. *Energy Policy*, 34, 1086-1093.
- Lim, K.-M., Lim, S.-E. et Yoo, S.-H. (2014). Short- and long-run elasticities of electricity demand in the Korean service sector. *Energy Policy*, 67, 517-521.
- Mehrara, M. (2007). Energy Consumption and Economic Growth : The case of oil exporting countries. *Energy Policy*, 35, 2939-2945.
- Narayan, P. K. et Smyth, R. (2008). Energy consumption and real GDP in G7 countries : New evidence from panel cointegration with structural breaks. *Energy Economics*, 30, 2331-2341.
- Nguyen-Van, P. (2010). Energy consumption and income : A semiparametric panel data analysis. *Energy Economics*, 32, 557-563.
- Okajima, S. et Okajima, H. (2013). Estimation of Japanese price elasticity of residential electricity demand. *Energy Economics*, 40, 433-440.
- Patterson, K. (2010). *A primer for unit root testing*. Basingstoke – New York : Palgrave Macmillan.
- Payne, J.E. (2010). Survey of the international evidence on the causal relationship between energy consumption and growth. *Journal of Economic Studies*, 37, 53-95.
- Penot-Antonion, L. et Têtu, Ph. (2010). Modélisation économétrique des consommations de chauffage des logements en France, *Études & Documents*, 21, Commissariat Général au Développement Durable.
- Perron, P. (1989). The great crash, the oil price shock and the unit root hypothesis. *Econometrica*, 57, 1361-1401.
- Perron, P. (1990). Testing for a unit root in a time series with a changing mean. *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 153-162.
- Perron, P. (2007). *Dealing with structural breaks*. Dans: T.E. Mills et K. Patterson (dir.), *Palgrave Handbook of Econometrics*. Basingstoke – New York : Palgrave-Macmillan, 1.

- Pesaran, H. et Shin, Y. (1999). An autoregressive distributed-lag modelling approach to cointegration analysis. Dans : S. Strom (dir.), *Econometrics and economic theory in the 20th century : The Ragnar Frisch centennial symposium*. Cambridge : Cambridge University Press, 371-413.
- Pesaran, H., Shin, Y. et Smith, R.J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16, 289-326.
- Phillips, P.C.B. (1986). Understanding spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, 33, 311-340.
- Phillips, P.C.B. (1995). Fully modified least squares and vector autoregressions. *Econometrica*, 63, 1023-1078.
- Polemis, M.L. (2007). Modeling industrial energy demand in Greece using cointegration techniques. *Energy Policy*, 35, 4039-4050.
- Rapanos, V.T. et Polemis, M.L. (2006). The structure of residential energy demand in Greece. *Energy Policy*, 34, 3137-3143.
- Renou-Maissant, P. (2002). Analyse des comportements de substitutions énergétiques dans le secteur industriel des sept grands pays de l'OCDE. *Revue Économique*, 53, 983-1011.
- Soytas, U. et Sari, R. (2003). Energy consumption and GDP : Causality relationship in G-7 countries and emerging markets. *Energy Economics*, 25, 33-37.
- Stiglitz, J.E. (2011). Rethinking macroeconomics : What failed, and how to repair it. *Journal of the European Economic Association*, 9, 591-645.
- Stock, J. et Watson, M.W. (1993). A simple estimator of cointegrating vectors in higher order integrated systems. *Econometrica*, 61, 783-820.
- Tsani, S.Z. (2010). Energy consumption and economic growth : A causality analysis for Greece. *Energy Economics*, 32, 582-590.
- Villa, P. (1998). *Évolution sur longue période de l'intensité énergétique*. Document de Travail, 98-08, CEPII.
- Xiao, N., Zarnikau, J. et Damien, P. (2007). Testing functional forms in energy demand : An application of the Bayesian approach to US electricity demand. *Energy Economics*, 29, 158-166.
- Zarnikau, J. (2003). Functional forms in energy demand modelling. *Energy Economics*, 25, 603-613.
- Zivot, E. et Andrews, D.W.K. (1992). Further evidence on the great crash, the oil price shock and the unit root hypothesis. *Journal of Business and Economic Statistics*, 10, 251-270.