

HEC MONTRÉAL

**Analyse de l'effet du revenu sur la consommation d'électricité des
ménages dans les pays en développement**

par

Samuel Roy

**Sciences de la gestion
(Économie appliquée)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

Décembre 2018
© Samuel Roy, 2018

Résumé

L'objectif de ce projet de recherche est de comprendre l'effet du revenu sur la consommation d'électricité des ménages vivant dans les pays en développement. Pour y arriver, nous utilisons des données microéconomiques ainsi que des données agrégées afin d'évaluer s'il existe une hétérogénéité importante entre les ménages. Ces données microéconomiques proviennent de plus de 20 sondages, disponibles sur le site web de la Banque mondiale, répartis dans 15 pays. Ce mémoire contribue à la littérature dans la mesure où il est le premier à rassembler plusieurs sondages provenant de plusieurs pays afin d'étudier la consommation d'électricité des ménages des pays en développement. Nous utilisons un modèle tobit avec variable instrumentale afin de contrer quelques problèmes économétriques présents dans la littérature sur le sujet. Nos résultats nous permettent de conclure qu'il existe d'importantes différences de comportements entre les ménages à l'intérieur d'un même pays, mais également entre pays. Par conséquent, l'utilisation de données agrégées ne permet pas de bien estimer et prédire la consommation future d'électricité des ménages des pays en développement. Dans le contexte où plusieurs pays en développement connaissent une croissance économique importante et où l'enjeu des changements climatiques est de plus en plus pris au sérieux, bien prédire la consommation d'électricité future est primordial étant donné l'impact de ce secteur sur la production de gaz à effet de serre.

Mots clés : Électricité, énergie, élasticité-revenu, pays en développement, ménages

Table des matières

| | |
|--|----|
| 1. Introduction..... | 6 |
| 2. Revue de littérature | 15 |
| 2.1 Introduction..... | 15 |
| 2.2 Notions, concepts et thèmes..... | 15 |
| 2.3 Données macroéconomiques..... | 17 |
| 2.4 Données microéconomiques..... | 21 |
| 2.5 Microdonnées vs macrodonnées | 26 |
| 3. Méthodologie | 31 |
| 3.1 Données microéconomiques..... | 31 |
| 3.1.1 Données..... | 31 |
| 3.1.2 Standardisation et hypothèses liées à la standardisation | 40 |
| 3.1.3 Variables de contrôle..... | 43 |
| 3.1.4 Données censurées | 44 |
| 3.1.5 Erreurs de mesure et endogénéité..... | 45 |
| 3.1.6 Effets fixes | 48 |
| 3.1.7 Exclusion de données | 50 |
| 3.1.8 Non-linéarité..... | 51 |
| 3.1.9 Modèle choisi | 52 |
| 3.2 Données macroéconomiques..... | 56 |
| 3.2.1 Données..... | 56 |
| 3.2.2 Standardisation et hypothèses liées à la standardisation | 57 |
| 3.2.3 Modèle choisi | 57 |
| 4. Présentation des données et analyse des résultats | 59 |
| 4.1 Données microéconomiques..... | 59 |
| 4.1.1 Comparaison de différents modèles | 59 |

| | | |
|-------|---|-----|
| 4.1.2 | Modèle simple..... | 60 |
| 4.1.3 | Simulations | 65 |
| 4.1.4 | R carré – Évaluation de l’impact inter et intra pays | 66 |
| 4.1.5 | Non-linéarité..... | 69 |
| 4.2 | Données macroéconomiques..... | 75 |
| 4.3 | Pourcentage des dépenses totales consacré à l’électricité comme variable dépendante . | 80 |
| 4.3.1 | Données microéconomiques..... | 80 |
| 4.3.2 | Données macroéconomiques..... | 88 |
| 5. | Conclusion | 91 |
| 5.1 | Récapitulatif et rétrospective | 91 |
| 5.2 | Avenues de recherche | 92 |
| 6. | Bibliographie..... | 94 |
| 7. | Annexes | 102 |
| 7.1 | Sommaire des sondages utilisés pour créer la base de données microéconomiques..... | 102 |
| 7.2 | Illustrations de données utilisées et de prédictions obtenues à l’aide de courbes non paramétriques | 105 |
| 7.3 | Analyse des dépenses en électricité des ménages par quartile de dépenses totales..... | 108 |
| 7.3.1 | Dépenses en électricité | 108 |
| 7.3.2 | Pourcentage des dépenses totales consacré à l’électricité..... | 110 |

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur de mémoire, Justin Caron, pour son support et ses conseils tout au long du processus de rédaction de mémoire. Son aide a permis la réalisation de cet important projet, mais elle m'a également permis de développer une multitude d'outils et de compétences qui me seront très utiles en tant qu'économiste.

Un remerciement spécial à Carolane, qui a été à mes côtés durant tout ce processus et qui a su m'écouter et m'encourager lorsque j'en avais besoin.

Je tiens également à remercier mes collègues et amis de la maîtrise pour leur présence positive. J'adresse un remerciement particulier à Raphaël Liberge-Simard et Marc-Antoine Furlong qui m'ont épaulé durant cette dernière année. Sans eux, la rédaction de ce mémoire aurait été beaucoup plus ardue.

1. Introduction

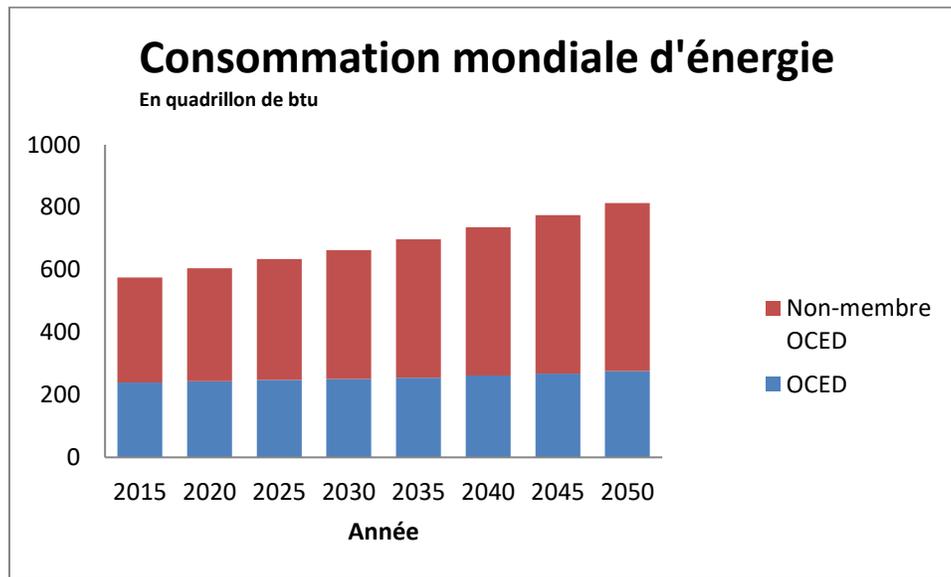
L'électricité est une composante essentielle pour toutes les économies modernes. C'est un facteur de production crucial pour presque la totalité des biens et services. L'électricité est également indispensable pour le développement social et pour l'amélioration de la qualité de vie de la population. Effectivement, l'électricité permet notamment aux ménages de conserver des aliments au froid, de s'éclairer, de se climatiser et se chauffer. Ce sont tous des éléments qui ont pour effet d'améliorer les conditions de vie des ménages. Il est primordial de bien prédire la consommation d'électricité future pour plusieurs raisons. Sous-estimer celle-ci pourrait mener à un sous-investissement dans la capacité de production d'électricité, à des pénuries, à des hausses importantes de prix et à de mauvaises prédictions quant aux émissions de gaz à effet de serre futures au niveau des pays (Wolfram et Al, 2012) alors que le secteur énergétique est le secteur générant la majorité des gaz à effets de serre (Keho, 2016). Dans un contexte où plusieurs pays tentent de réduire leurs émissions de gaz à effet de serre (en utilisant notamment des outils comme la taxe sur le carbone) et se basent sur des projections afin d'établir leurs cibles et évaluer le coût des programmes de réductions d'émissions futures, il est important que les prédictions soient précises et fiables. Pourtant, les projections et les modèles d'analyse de politiques se basent très souvent sur une demande en énergie ou en électricité augmentant de manière proportionnelle au revenu. Cela a pour effet de mal représenter l'évolution de la demande d'électricité des ménages vivant dans les pays en développement lorsque le revenu de ceux-ci augmente. Cela est particulièrement problématique dans les pays ayant une croissance économique rapide. Par exemple, des données microéconomiques provenant de la Chine utilisées dans une étude sur l'énergie ont permis de démontrer que de mauvaises projections relativement à la consommation d'énergie menaient à une mauvaise évaluation des coûts en bien-être de réduire les émissions de gaz à effet de serre de plus de 50 % (Caron et al. 2017).

En ce qui a trait à la production et à la distribution d'électricité, des élasticités-revenu précises peuvent aider les décideurs publics à établir les niveaux de taxes ou de subventions octroyés au secteur de l'électricité selon les objectifs de leurs politiques publiques (Jamil et Ahmad, 2011). Un fait important à noter quant aux investissements dans les infrastructures énergétiques est que ceux-ci doivent être prévus longtemps à l'avance (Gertler et al. 2016). Effectivement, une mauvaise compréhension du comportement des ménages peut potentiellement entraîner plusieurs des conséquences mentionnées ci-haut, et ce sur une période relativement longue. Le

niveau d'investissement nécessaire dans le secteur énergétique pour générer l'augmentation de production souhaitée est très important par rapport au niveau de formation de capital à l'intérieur du pays et aux entrées nettes de capitaux dans les pays en développement se situant, par exemple, en Afrique subsaharienne. Ainsi, un surinvestissement peut représenter un gaspillage important de ressources rares alors qu'un sous-investissement peut entraîner un coût économique important en matière de réduction de production pour l'ensemble de l'économie d'un pays. Plusieurs pays d'Afrique subsaharienne ont dû composer avec des pénuries d'électricité et des coupures au cours des deux dernières décennies et cela s'explique notamment par le manque de précision quant aux prévisions de consommation d'électricité future. Par conséquent, les investissements n'ont pas été adéquats pour suffire à la demande. De plus, les coupures d'électricité sont devenues plus importantes au cours des dernières années étant donné la croissance importante de la population ainsi que l'urbanisation. Le manque d'infrastructures énergétiques est une contrainte importante à la croissance économique ainsi qu'à la réduction de la pauvreté (Keho, 2016). Il y a donc un fort potentiel d'augmentation de demande d'électricité dans les pays en développement, mais il y a également beaucoup d'incertitude concernant cette éventuelle augmentation. Pourvoir des informations supplémentaires et mieux comprendre le comportement des agents peut faire en sorte de réduire l'incertitude (De Vita, Endresen, Hunt, 2006).

Bien que ce projet de recherche porte sur l'électricité, il est pertinent de présenter certains éléments plus généraux reliés à l'énergie puisque ceux-ci permettent de situer notre étude dans la littérature. Plusieurs études ont été réalisées dans le but de prédire la croissance de la consommation d'énergie au niveau mondial. En effet, la Energy Information Administration (2017) prévoit qu'au cours des prochaines décennies, la consommation d'énergie s'accroîtra de manière importante, comme le montre l'illustration 1. Effectivement, entre 2015 et 2040, il est prévu que la croissance de la consommation d'énergie dans les pays de l'OCDE sera de 9 % alors qu'elle sera de 41 % dans les pays non-membres de l'OCDE. Cela s'explique notamment par le fait que plusieurs pays non-membres de l'OCDE devraient connaître une croissance économique élevée, un accès croissant au marché de l'énergie et une importante croissance de leur population (Energy Information Administration, 2017).

Illustration 1



Source: International Energy Outlook 2017. U.S. Energy Information Administration

Ainsi, ce sont les populations les plus pauvres de la planète qui devraient être le moteur de la croissance de la consommation d'énergie selon l'EIA. Cependant, ces projections effectuées à partir de données agrégées sont potentiellement imprécises puisqu'elles ne tiennent pas compte du comportement des ménages au niveau microéconomique, où les différentes caractéristiques des ménages sont observées individuellement et prises en compte lorsqu'une analyse est effectuée. Cela fait en sorte que l'on ignore la distribution des revenus à l'intérieur des pays, un facteur potentiellement très important. L'hypothèse selon laquelle la croissance proviendra principalement des pays en développement est plausible. Cependant, l'amplitude de cette croissance est très incertaine lorsque la distribution des revenus n'est pas prise en compte. Cela s'explique par le fait que le ménage moyen n'est pas nécessairement représentatif de la population.

De nombreuses études utilisant des données agrégées au niveau des pays, que nous appelons macroéconomiques, ont été réalisées (Houthakker, 1951; Pindyck, 1979; Filippini, 1999; De Vita, Endresen et Hunt, 2006; Zarimba, 2008; Athukorala et Wilson, 2010; Jamil et Ahmad, 2011; Aziz et al., 2013; Keho, 2016) afin d'estimer l'élasticité-revenu et l'élasticité-prix pour l'électricité. Contrairement à l'étude sur l'énergie de l'Energy Information Administration qui donne une vue d'ensemble pour tous les pays, chacune de ces études sur l'électricité utilisant des données

macroéconomiques porte sur un pays particulier. Les élasticités-revenus obtenues dans ces études varient grandement. Par exemple, De Vita, Endresen et Hunt (2006) estiment une élasticité-revenu de 1,27 pour la Namibie alors que Zarimba (2008) estime une élasticité-revenu de 0.31 pour l’Afrique du Sud. Nous ne connaissons pas la fiabilité de ces résultats obtenus à partir de données macroéconomiques, notamment parce que la distribution du revenu n’est pas prise en compte lorsque des données macroéconomiques sont employées tel qu’expliqué précédemment, mais également parce que ces données ne permettent pas de contrôler pour plusieurs variables importantes telles la taille des ménages, le milieu dans lequel se situe le ménage et plusieurs autres. Bref, l’hétérogénéité des ménages n’est pas prise en compte.

Plusieurs études s’appuyant sur des données de sondages recueillies auprès des ménages, que nous appelons données microéconomiques, ont également été réalisées, dont Vaage (2000), Filippini et Pachauri (2004), Yoo, Lee et Kwak (2007), Zhou et Teng (2013) et Caron, Karplus et Schwarz (2017). Cependant, toutes ces études ont été réalisées pour un seul pays à la fois. Il est important de noter que la majorité de ces études utilisent les dépenses totales des ménages plutôt que le revenu pour évaluer l’élasticité-revenu ou élasticité-dépense. C’est le cas pour cette étude également. Dans la littérature sur le sujet, les deux élasticités visent à évaluer la même chose et il n’y a pas de distinction entre les deux termes. Cela sera abordé plus en détail dans le chapitre portant sur la méthodologie. Par souci d’exactitude, le terme élasticité-revenu est employé lorsque les données utilisées sont relatives au revenu et le terme élasticité-dépense est employé lorsque les données utilisées sont les dépenses totales. En ce qui a trait aux études utilisant des données microéconomiques, aucune étude n’a entrepris une analyse de plusieurs pays ou une analyse visant à comparer les élasticités-revenu ou élasticités-dépense de différents pays en répliquant la même méthodologie dans chaque pays. De plus, nous ne savons pas si les résultats provenant des études microéconomiques permettent d’obtenir des résultats semblables aux études macroéconomiques.

L’objectif de ce projet de recherche est donc de bien comprendre l’élasticité-revenu pour l’électricité des ménages dans les pays en développement. Est-il possible de comprendre le comportement des ménages concernant leurs dépenses en électricité en utilisant uniquement des données macroéconomiques, soit des données agrégées au niveau des pays? Ceci permettrait une estimation largement plus simple puisque les données macroéconomiques sont plus facilement accessibles. Ainsi, il serait inutile de requérir à des microdonnées pour tous les

pays pour lesquels nous souhaitons obtenir une estimation. De plus, cela permettrait de faire des projections concernant les pays pour lesquels les données sont inexistantes ou non disponibles. Est-ce que le revenu a un impact différent sur les dépenses consacrées à l'électricité selon le niveau de revenu des ménages? Existe-t-il une trop grande hétérogénéité entre les pays pour être en mesure de dégager des tendances comparables à l'ensemble des ménages vivant dans les pays en développement? Ce sont toutes des questions pour lesquelles il est important d'avoir des réponses rigoureuses. Cependant, comprendre le comportement des ménages de manière précise est complexe, puisque plusieurs facteurs causent des difficultés lors de l'estimation de la demande d'électricité.

D'abord, jusqu'à récemment, les données microéconomiques comparables pour beaucoup de pays n'étaient pas disponibles. Effectivement, au cours des dernières années, il y a eu une demande grandissante pour obtenir l'accès à des données microéconomiques internationales de haute qualité. L'accès à des bases de données microéconomiques internationales fait en sorte qu'aujourd'hui, il existe une multitude de domaines où des études à travers plusieurs pays sont réalisées. Avant ce projet de recherche, les études sur la demande d'électricité utilisant des données microéconomiques se concentraient principalement sur un pays en particulier. Pour les enjeux requérant une vue d'ensemble étant donnée leur portée internationale et leur aspect transnational comme les changements climatiques, la sécurité énergétique et la propagation de maladies, seules les données agrégées étaient disponibles auparavant (National Centre for Research Methods, 2018). Ce n'est plus le cas. Cependant, il y a encore place à amélioration concernant la quantité de données disponibles ainsi que leur comparabilité. Pour ce projet de recherche, nous utilisons des données microéconomiques mises à disposition et compilées par la Banque mondiale. Ces données sont tirées de multiples sondages réalisés auprès des ménages dans plusieurs pays en développement.

Ensuite, le deuxième élément complexifiant l'estimation provient du fait que nous effectuons cette analyse pour des pays en développement. Il existe un nombre non négligeable de ménages qui ne consomment pas d'électricité dans ces pays, ce qui a pour effet de créer un problème de données censurées. Ce problème n'a pas été abordé dans la littérature à notre connaissance. Pour le régler, nous utilisons un modèle de type tobit.

Le troisième facteur posant problème provient de la méthode de collecte de données. Il existe des erreurs de mesures dans une de nos variables indépendantes, ce qui crée un biais. La grande

majorité des études ne considèrent pas ce problème. Nous employons une variable instrumentale pour le corriger. C'est pourquoi le modèle utilisé dans ce projet de recherche est un tobit avec variables instrumentales.

Finalement, le quatrième élément complexifiant l'estimation est l'absence de données sur le prix payé pour l'électricité par les ménages à travers les différentes régions couvertes par notre échantillon. Pour contrer ceci, nous utilisons des effets fixes qui permettent d'absorber les différences de prix entre les régions.

Les équations 1 sont les équations de base que nous utilisons pour effectuer nos régressions. La première équation correspond au « first stage », qui permet de régler le problème d'endogénéité de notre variable d'intérêt, les dépenses totales, grâce à notre instrument, le revenu total et aux variables exogènes. Cette étape permet d'extraire la partie de la variation de la variable qui n'est pas corrélée avec le terme d'erreur de la régression. La deuxième équation, qui correspond au « second stage », permet de prendre cette partie exogène de la variation et d'estimer les paramètres d'intérêt. L'illustration 2 présente la description des variables utilisées aux équations 1.

Équations 1

$$ldep_i = \theta_0 + \theta_1 lrev_i + \theta_2 hhsiz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_r + v_i$$

$$E_i = \beta_0 + \beta_1 \widehat{ldep}_i + \beta_2 hhsiz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_p + \varepsilon_i$$

Illustration 2 : Description des variables utilisées

| Variable | Description |
|-------------|---|
| E_i | Dépenses annuelles des ménages pour l'électricité |
| $ldep_i$ | Dépenses annuelles totales des ménages en logarithme |
| $lrev_i$ | Revenu annuel total des ménages en logarithme |
| $hhsiz_i$ | Taille des ménages |
| $urban_i$ | Variable dichotomique pour les ménages vivant en milieu urbain |
| $capital_i$ | Variable dichotomique pour les ménages vivant dans la capitale de leur pays |
| FE_p | Effets fixes par pays |
| FE_r | Effets fixes par région |

La principale raison pour laquelle nous avons choisi de nous tourner vers les données microéconomiques est la distribution des revenus. Celle-ci est importante pour la raison suivante : lorsque l'économie mondiale croît et que le revenu des ménages pauvres augmente, ceux-ci risquent éventuellement d'avoir accès, par exemple, au réseau électrique du pays ainsi qu'à des infrastructures de meilleure qualité et en quantité plus grande. Il est également probable que les ménages commencent à se procurer des biens nécessitant une consommation d'énergie plus importante comme des électroménagers et des voitures (Wolfram et Al, 2012). La littérature indique que la courbe d'Engel, soit la relation entre les dépenses pour un bien (l'électricité dans ce cas-ci) et le revenu, est non linéaire. Cette non-linéarité est importante puisqu'elle signifie que les élasticités-revenu ne sont pas constantes. Ceci ne peut pas être observé à l'aide de données macroéconomiques. Gertler et al. (2016) obtiennent des résultats qui suggèrent que la demande en énergie augmente considérablement lorsque les ménages atteignent un certain niveau de revenu et qu'ils entrent dans la classe moyenne, notamment grâce au développement économique ou à des programmes luttant contre la pauvreté. En Chine par exemple, le nombre de climatiseurs par 100 ménages était de huit en 1995 alors qu'en 2009, il était de 106 unités par 100 ménages (Auffhammer, 2011). Le même phénomène est observé en Inde relativement aux véhicules automobiles. Effectivement, le nombre de nouveaux véhicules vendus en 2003 était de 600 000 alors qu'il était de 2 300 000 en 2010 (Chugh, 2011). Ces deux pays ont connu une très grande croissance au cours des dernières décennies. Cette tendance à se procurer davantage de biens énergivores lorsque le revenu des ménages augmente est observée dans l'ensemble des pays en développement (Wolfram et Al, 2012). Ainsi, non seulement la croissance du revenu affecte la consommation d'énergie à la hausse en ce qui a trait à la marge intensive, soit la consommation d'énergie lorsque le stock de capital demeure constant, mais cet effet est moindre que l'effet d'augmenter le nombre d'appareils requérant une consommation importante d'énergie (Gertler et al. 2016). De leur côté, les mieux nantis possèdent et utilisent déjà ces biens énergivores. C'est pourquoi une croissance de leur revenu n'a pas un impact aussi important sur la consommation d'énergie. Cela s'explique notamment par le fait que la plupart des biens consommant beaucoup d'énergie sont dispendieux. Contrairement aux ménages fortunés, les ménages à faible revenu ne possèdent pas ces biens. De plus, ils doivent faire face à une contrainte supplémentaire. Effectivement, ceux-ci n'ont que très peu accès au crédit (Ghosh et al, 1999) ce qui a pour effet de forcer ces ménages à épargner pour se procurer ces biens ou de retarder l'achat au moment où ils

disposeront d'un revenu plus élevé. La décision de se procurer un bien durable consommant de l'énergie est importante et affecte considérablement les dépenses énergétiques des ménages (Wolfram et Al, 2012). Ces phénomènes font en sorte que la courbe représentant la relation entre les dépenses totales annuelles des ménages (variable indépendante) et le taux de propriété de biens durables comme les réfrigérateurs et les automobiles (variable dépendante) est une courbe en S. Un article évaluant les émissions de gaz à effet de serre des ménages américains, plutôt que la consommation d'énergie, a également découvert une courbe en S où l'augmentation du revenu pour les ménages à faible revenu menait à une légère augmentation des émissions alors que l'augmentation des émissions était beaucoup plus rapide pour les ménages de revenu moyen. Pour les ménages à revenu élevé, l'augmentation du revenu menait à une faible croissance des émissions (Jones et Kanmen, 2011). Ces résultats ont des implications importantes puisqu'ils démontrent qu'ignorer cette non-linéarité mène à des estimations biaisées. Il est donc important de comprendre le comportement des ménages sur l'ensemble des niveaux de revenus puisque ceux-ci ne réagissent pas nécessairement de la même façon à une hausse de leur revenu.

Nos résultats indiquent qu'il est problématique d'utiliser des données macroéconomiques pour comprendre l'impact du revenu sur le comportement des ménages. Effectivement, les élasticités-dépense sont très différentes d'un pays à l'autre, ce qui démontre que l'hétérogénéité entre les pays ne peut être ignorée. Ainsi, il n'existe pas une seule courbe d'Engel suivie par l'ensemble des pays. Par ailleurs, concernant l'impact des dépenses totales sur les dépenses en électricité des ménages à différents niveaux de richesse, nous concluons que le niveau de dépenses totales des ménages a un impact sur leur élasticité-dépense. Ainsi, les élasticités-dépense ne sont pas constantes à travers les différents niveaux de richesse. Cela signifie donc qu'il est important de tenir compte de cette non-linéarité afin d'obtenir des estimations précises, chose que les données macroéconomiques permettent de faire de manière beaucoup moins précise que les données microéconomiques. Finalement, nos résultats suggèrent qu'il existe une tendance similaire à travers la majorité des pays lorsque les dépenses totales des ménages augmentent : l'élasticité-dépense tend à diminuer lorsque les dépenses totales des ménages augmentent. Cependant, le niveau de l'élasticité-dépense pour un même niveau de dépenses totales varie grandement d'un pays à l'autre.

Le mémoire est structuré de la manière suivante. Le second chapitre est consacré à la revue de littérature. Le troisième chapitre porte sur la méthodologie ainsi que les données utilisées. Le quatrième chapitre couvre la présentation, l'analyse et l'interprétation des résultats. Finalement, le chapitre cinq permet de conclure et de discuter des possibilités de recherches futures.

2. Revue de littérature

2.1 Introduction

Il existe deux grandes catégories d'études sur la demande en électricité ou en énergie. Celles-ci sont divisées selon le type de données utilisées. Effectivement, plusieurs recherches se basent sur des données macroéconomiques alors que d'autres s'appuient sur des données microéconomiques. Ensuite, il existe de multiples sous-divisions qui dépendent notamment de la portée de l'étude. Certaines recherches se concentrent sur la consommation de l'ensemble d'un territoire donné, incluant notamment les industries ainsi que les ménages, alors que d'autres études mettent l'accent seulement sur la consommation des ménages. De plus, certaines études utilisant des données macroéconomiques analysent plusieurs pays à la fois alors que d'autres études se basant sur des données macroéconomiques ou microéconomiques mettent l'accent sur un pays spécifique. Ces études ne se concentrent pas toujours spécifiquement sur l'élasticité-revenu, bien qu'elle soit estimée. L'élasticité-prix est également un élément important dans ces études. Par contre, il ne l'est pas dans le cadre de ce projet de recherche. C'est pourquoi la présentation de la revue de littérature ne met pas l'accent sur ce facteur. Le chapitre est structuré de la manière suivante. D'abord, la première section couvre les différents concepts, notions et thèmes portant sur la problématique. Ensuite, la seconde section résume différentes recherches utilisant des données macroéconomiques. Par la suite, nous passons en revue les recherches s'appuyant sur des données microéconomiques. Finalement, nous faisons un survol de différentes études où des données microéconomiques et macroéconomiques ont été utilisées et où on analyse les différences entre les résultats obtenus à l'aide de ces deux types de données.

2.2 Notions, concepts et thèmes

2.2.1 *Un peu d'histoire*

Nous tenterons d'estimer la courbe d'Engel, soit une courbe décrivant la relation entre les achats effectués par un consommateur et son revenu. Le nom de cette courbe provient d'un statisticien allemand qui a été le premier à étudier cette relation. Il y a plus de 150 ans, la loi d'Engel avançait que les ménages plus pauvres allouent une plus grande part de leur budget à l'alimentation (Chai et Moneta, 2010).

De son côté, Houthakker (1951, a et b) est un pionnier dans l'évaluation des facteurs influençant la demande d'électricité. Les problèmes de la Grande-Bretagne concernant son offre d'électricité en heure de grande demande l'ont poussé à travailler sur les problèmes liés à la tarification de l'électricité. Il se concentre sur la consommation d'électricité au niveau résidentiel. Il utilise des données transversales provenant de 42 villes. Son choix de forme fonctionnelle s'est arrêté sur une forme double logarithmique et il obtient une élasticité-revenu de 1,17 et une élasticité-prix de -0,89.

2.2.2 Quelques notions théoriques

Dans la plupart des applications de l'analyse de la courbe d'Engel, le revenu total est utilisé comme variable explicative. Cependant, relativement fréquemment, les données sur les dépenses totales, soit l'agrégation de toutes les dépenses des agents, sont utilisées plutôt que le revenu afin de quantifier les élasticités-dépenses ou les élasticités-revenu (Hausman et al, 1995). Les deux termes sont employés dans la revue de littérature afin d'être rigoureux lorsqu'une variable a été utilisée plutôt qu'une autre dans les différentes études. Cependant, ces deux élasticités sont estimées dans le but de mesurer la même chose, soit le changement de comportement des agents lorsque le niveau de richesse augmente.

Différents modèles de demande génèrent différentes formes fonctionnelles pour la courbe d'Engel. Cependant, il n'y a pas de consensus dans la théorie quant à la forme fonctionnelle qui performe le mieux empiriquement. Il n'existe pas non plus de consensus dans la littérature quant à la forme fonctionnelle qui est la mieux adaptée pour estimer la demande d'électricité des ménages plus précisément. Toutefois, la plupart des études employant un modèle de demande à une seule équation ont utilisé une forme linéaire ou logarithmique (Filippini et Pachauri, 2004). En fait, Zarnikau (2003) a comparé plusieurs formes fonctionnelles différentes (linéaire, double logarithmique et translog) pour estimer la demande d'énergie et ses résultats mènent à conclure qu'il n'y a pas une forme fonctionnelle meilleure qu'une autre. Effectivement, il trouve qu'elles performant toutes plutôt mal et que cela suggère un manque de flexibilité. Il est important de souligner que la forme fonctionnelle ne permet pas de fonctions complexes tels les polynômes de hauts niveaux (higher order polynomials). La forme double logarithmique est souvent utilisée, car elle permet une interprétation plus facile. Les coefficients sont des élasticités et elle réduit l'effet des valeurs extrêmes au niveau des dépenses en électricité et du revenu sur les paramètres estimés (Khanna et Rao, 2009).

2.3 Données macroéconomiques

Plusieurs chercheurs se sont tournés vers les données de panel macroéconomiques dans le but d'évaluer la demande d'électricité (Bentzen et Engsted, 1993; Beenstock, Goldin et Nabot, 1999; Fatai, Oxley et Scrimgeour, 2003; Holtedahl et Joutz, 2004; Jamil et Ahmad, 2011; Campbell, 2018). Ces données permettent de trouver l'élasticité-revenu (et l'élasticité-prix) de court terme ainsi que l'élasticité-revenu (et l'élasticité-prix) de long terme, car le grand horizon temporel de ces données fait en sorte qu'il est possible pour les agents d'ajuster leur stock de capital. Cet ajustement est important puisque l'énergie n'est pas utilisée directement, mais plutôt par des appareils qui nécessitent des services énergétiques comme du chauffage, du refroidissement, de l'éclairage, etc. Ainsi, le comportement des ménages est différent à court terme et à long terme, car le stock de capital (d'appareils) est fixe à court terme alors qu'à long terme, la quantité d'appareils a été optimisée (Vaage, 2000). Étant donné que notre étude met l'accent sur les données microéconomiques, nous ne nous attarderons pas aux différents modèles économétriques des études macroéconomiques. Nous présenterons principalement les résultats ainsi que les données utilisées.

2.3.1 Résultats et méthodologie de quelques études

Filippini (1999) utilise des données macroéconomiques afin d'évaluer la demande résidentielle de 40 villes suisses sur la période de 1987 à 1990 et il obtient le prix de l'électricité dans chaque ville à l'aide de sondages. Il estime une équation stochastique log-linéaire pour la consommation d'électricité qui lui permet d'obtenir une élasticité-revenu de long terme de 0,33. Par contre, il mentionne qu'il ne corrige pas pour les erreurs de mesure et que cela biaise son estimé vers le bas si les erreurs ne sont pas corrélées avec la vraie valeur du régresseur. De surcroît, le biais est encore plus important si la corrélation est positive. Le phénomène des erreurs de mesure sera vu plus en détail dans le prochain chapitre. Ziramba (2008) utilise quant à lui des données résidentielles macroéconomiques de l'Afrique du Sud couvrant la période de 1978 à 2005. Il se sert de la forme linéaire double-logarithmique. Ses résultats démontrent que le revenu est le plus important déterminant de la demande d'électricité alors que le prix n'est pas significatif. Amusa et al (2009) arrivent à la même conclusion. Ziramba (2008) obtient une élasticité-revenu de long terme de 0.31, ce qui est comparable aux résultats obtenus par Filippini (1999) pour la Suisse. Cependant, ces deux pays se trouvent à des niveaux de richesse très différents et l'étude

de Ziramba (2008) utilise des données sur une période beaucoup plus longue, ce qui permet un plus grand ajustement du stock de capital.

Jamil et Ahmad (2011) obtiennent une élasticité-revenu de long terme supérieure à 1 pour le secteur résidentiel au Pakistan. Dans cette étude, le revenu est l'activité économique réelle. Ce facteur est le plus important déterminant de la demande d'électricité à long terme (Jamil et Ahmad, 2011). Contrairement à Ziramba (2008), Jamil et Ahmad (2011) utilisent plusieurs variables de contrôles telles que la température, la quantité d'appareils requérant de l'électricité et le prix de biens substitués. De leur côté, Athukorala et Wilson (2010) utilisent des données macroéconomiques annuelles pour le Sri Lanka qui s'étendent de 1960 à 2007. Ils obtiennent une élasticité-revenu de long terme de 0,78 alors que l'élasticité-revenu de court terme est de 0,32. De manière analogue à Jamil et Ahmad (2011), Athukorala et Wilson (2010) emploient le prix de biens substitués à l'électricité comme variables explicatives. Ces quatre études utilisent des données macroéconomiques et une forme fonctionnelle double logarithmique. Cependant, elles ne distinguent pas les ménages selon leur niveau de revenu ou selon d'autres caractéristiques.

L'illustration 3 présente plusieurs autres recherches sur la demande résidentielle d'électricité. Les pays, les périodes couvertes, ainsi que les méthodes utilisées diffèrent d'une étude à l'autre. Les résultats diffèrent tout autant puisque les élasticités-revenu s'étendent de 0,06 à 1,57. Il n'y a que deux études qui utilisent des données microéconomiques dans cette liste, soit Filippini et Pachauri (2004) et Yoo et al., (2007). Elles seront revues plus en détail dans la section portant sur les études utilisant des données microéconomiques. Pour les études s'appuyant sur des données macroéconomiques, les élasticités-revenu s'étendent de 0,41 à 1,57 (Zhou et Teng, 2013).

Illustration 3 : Sommaire de recherches sur la demande résidentielle d'électricité

| Sources | Price elasticity | Income elasticity | Study period | Countries |
|-------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------|--------------|---------------|
| Donatos and Mergos (1991) | -0.56 | 1.50 | 1961-1986 | Greece |
| Ang et al. (1992) | -0.35 | 1.0 | 1972-1990 | Singapore |
| Beenstock et al. (1999) | -0.52 | 1.00 | 1973-1994 | Israel |
| Bose and Shukla (1999) | -0.65 | 0.88 | 1985-1993 | India |
| Berkhout et al. (2004) | -0.55 | 0.61 | 1994-1999 | Netherlands |
| Hondroyannis (2004) | -0.41 | 1.56 | 1986-1996 | Greece |
| Holtedahl and Joutz (2004) | -0.15 | 1.57 | 1955-1995 | Taiwan |
| Narayan and Smyth (2005) | Short-run:-0.26, Long-run:-0.54 | Short-run:0.012, Long-run: 0.41 | 1969-2000 | Australia |
| Haliçioğlu (2007) | -0.52 | 0.70 | 1968-2005 | Turkey |
| Ziramba (2008) | -0.01 | 0.87 | 1978-2005 | S. Africa |
| Filippini and Pachauri (2004) | -0.42 to -0.29 | 0.60-0.64 | 1993-1994 | India |
| Yoo et al. (2007) | -0.25 | 0.06-0.11 | 2005 | Seoul, Korean |
| Dilaver and Hunt (2011) | Short-run: -0.09, Long-run: -0.38 | Short-run:0.38, Long-run:1.57 | 1960-2008 | Turkish |

Source : Zhou et Feng (2013)

Globalement, la littérature sur la demande d'énergie lorsque tous les secteurs de l'économie sont pris en compte indique que les facteurs importants influençant la consommation d'électricité dans presque tous les pays sont le PIB réel, le prix de l'électricité et la température. Comme présenté précédemment, quelques études ont utilisé le prix de substituts à l'électricité tel que le gaz. Par contre, les possibilités de substituer le gaz à l'électricité sont plutôt faibles, surtout au niveau résidentiel, à l'exception du chauffage. Ainsi, l'élasticité-croisée des prix n'est pas significative dans pratiquement toutes les études. C'est notamment le cas dans De Vita, Endresen et Hunt (2006). Par ailleurs, dans les modèles se concentrant sur le secteur résidentiel, il a été trouvé que le taux d'urbanisation est significatif. (De Vita, Endresen et Hunt, 2006)

2.3.2 Comparaison entre plusieurs pays et agrégations

Les recherches présentées jusqu'à maintenant portaient toujours sur un pays. Par contre, d'autres études ont une portée plus grande et tentent d'évaluer le comportement des agents dans plusieurs pays. Keho (2016) utilise des données de panel macroéconomiques pour la période de 1970 à 2011 pour 12 pays d'Afrique subsaharienne. La conclusion de cette étude est que la consommation d'énergie est cointégrée avec le PIB réel par habitant, la production industrielle, les importations, les investissements directs étrangers, le crédit au secteur privé, l'urbanisation et la population. Les résultats confirment l'importance de la croissance économique, de la production industrielle, de la population et de l'urbanisation sur la consommation d'énergie. La croissance économique a un effet positif dans la majorité des pays étudiés. Les résultats indiquent que la croissance économique est liée positivement à la consommation d'énergie dans tous les pays de l'échantillon sauf le Bénin. De plus, l'effet de la croissance économique est significatif dans 8 pays sur 12. Ainsi il y a 7 pays sur 12 où la croissance économique est significative et positive sur la consommation d'énergie puisque la croissance économique a un effet négatif et significatif pour le Bénin. Globalement, cette étude démontre une grande hétérogénéité entre les pays. Les différentes variables et leur direction divergent d'un pays à l'autre. De surcroît, le signe et la magnitude des élasticités-revenu de long-terme varient énormément (Keho, 2016). De plus, l'auteur ne tient pas compte de l'économie informelle, ce que nous réussissons mieux à faire en utilisant les dépenses provenant de données microéconomiques. Cette étude de Keho (2016) s'apparente à ce mémoire dans la mesure où plusieurs pays sont analysés en même temps, et ce, en utilisant la même méthodologie pour tous les pays. Par contre, des données macroéconomiques sont utilisées.

Aziz et al. (2013) utilisent des données longitudinales de 16 pays en développement sur une période de 30 ans. Ils arrivent à une conclusion analogue à la majorité des études sur la demande d'énergie, soit que le revenu et le prix sont d'importants facteurs déterminant la demande d'énergie. Ils obtiennent une élasticité-revenu faible qui semble refléter une tendance pour les économies des pays en développement à être moins énergivores et à être plus efficaces au niveau énergétique. Ils obtiennent une élasticité-revenu de 0,93. Lorsqu'ils ajoutent le niveau d'industrialisation et le niveau d'émission de CO₂ comme variables explicatives, l'élasticité-revenu chute à 0,17. Toutefois, selon nous, il ne s'agit pas d'un ajout approprié puisque ces deux variables sont probablement très fortement corrélées avec le revenu. Aziz et al. (2013) utilisent des données macroéconomiques comme Keho (2016), mais contrairement à Keho (2016), les pays sont groupés ensemble et les résultats sont présentés pour l'ensemble des pays, plutôt que pour chacun des pays individuellement.

2.3.3 Les limites des données macroéconomiques et les avantages des données microéconomiques

L'élasticité-revenu de long terme provenant de données de panel macroéconomiques est généralement plus élevée que l'élasticité-revenu de court-terme provenant de données transversales. Cela s'explique par le fait que, habituellement, les analyses à partir de données de panel macroéconomiques ne contrôlent pas pour l'effet d'autres variables qui représentent un changement de comportement du ménage lorsqu'il y a une croissance du revenu. Ainsi, l'effet de ces variables se retrouve dans la variable de revenu. Par conséquent, l'estimation de l'élasticité-revenu est plus élevée. Les études s'appuyant sur des données microéconomiques, donc des données où nous observons les ménages individuellement, sont en mesure d'isoler, au moins partiellement, ces effets (Zhou et Teng, 2013). De plus, bien que les données transversales ne permettent pas un vrai modèle dynamique, ces données permettent de mettre l'accent sur la relation entre la demande d'énergie et la quantité d'appareils utilisant de l'énergie (Vaage, 2000).

Certains articles se basent sur une approche discrète/continue où la première décision concerne l'achat de biens consommant de l'électricité et ensuite la deuxième décision concerne le niveau de consommation d'électricité. Cette approche ne peut être choisie qu'avec des données microéconomiques (Vaage, 2000). Elle a été proposée par Hanemann (1984) et ensuite utilisée dans plusieurs articles analysant la demande d'énergie, notamment Dubin et McFadden (1984)

qui se concentrent sur l'électricité et Vaage (2000) qui analyse plusieurs types d'énergies. Vaage (2000) trouve que plusieurs caractéristiques des ménages sont significatives aux deux étapes, ce qui démontre un haut niveau d'hétérogénéité entre les ménages puisque leurs différentes caractéristiques ont un impact important sur leur consommation d'énergie. Par conséquent, selon l'auteur, cela justifie l'utilisation de données microéconomiques lorsque nous modélisons la demande d'énergie. De plus, la plupart des études utilisant des données de panel macroéconomiques comportent un faible nombre d'observations et on y observe très peu de variation pour les variables explicatives comme le prix ou le revenu, ce qui est problématique. De l'autre côté, les données de sondage (microéconomiques) provenant des ménages varient de manière plus importante (Khanna et Rao, 2009). De surcroît, la précision des données macroéconomiques pour certains pays peut être remise en doute tel que rapporté par Fisher-Vanden et al. (2004).

2.4 Données microéconomiques

Les limites des données macroéconomiques présentées précédemment ainsi que l'accès de plus en plus grand aux données microéconomiques ont fait en sorte que plusieurs chercheurs se sont tournés vers ces données puisque leur utilisation permet de mieux refléter le comportement des ménages (Nesbakken, 1999). Elles contiennent davantage d'information quant aux ménages ainsi qu'à la distribution des agents. D'ailleurs, toutes les études présentées dans cette section utilisent un nombre important de variables de contrôle.

Nous pouvons considérer que les données transversales permettent d'interpréter les élasticités comme des élasticités de long terme puisque la variation ne provient pas seulement de l'utilisation d'énergie, mais également du stock de capital nécessitant de l'énergie (Thomas, 1987). Il existe plusieurs types de modèles qui permettent de se concentrer sur les variations dans les données transversales causées par l'hétérogénéité entre les observations. Les trois modèles les plus utilisés dans la littérature sur la demande d'électricité sont les moindres carrés ordinaires, les moindres carrés avec variable dichotomique (least squares dummy variable) et le modèle de composante d'erreur (error component model) (Filippini, 1999).

Plusieurs études estiment la consommation d'énergie directe et indirecte des ménages. Ces études ont surtout été réalisées pour les pays développés (Pachauri, 2004). La distinction entre les deux concepts est la suivante : la consommation directe est la consommation nécessaire au

fonctionnement des différents appareils et véhicules alors que la consommation indirecte est la consommation servant à fabriquer tous les biens utilisés par le ménage. Dans le cadre de ce mémoire, nous analyserons seulement la consommation directe. C'est pourquoi la majorité des études présentées ci-dessous se concentrent sur cet élément.

2.4.1 Présentation de quelques études

Avant l'an 2000, très peu d'études estimant la demande d'électricité des ménages de pays en développement à l'aide de données microéconomiques ont été réalisées (Filippini et Pachauri, 2004). Filippini et Pachauri (2004) utilisent les moindres carrés ordinaires avec la variable dépendante et les variables indépendantes d'intérêt en logarithme afin d'obtenir les élasticités-dépense et les élasticités-prix des ménages indiens. Les auteurs ont également créé plusieurs variables de contrôle. Elles ont notamment permis de déterminer que les ménages ayant plus de 6 membres consomment moins d'électricité que les ménages ayant moins de membres. De plus, les auteurs trouvent que le degré d'urbanisation a une influence significative sur la consommation d'électricité. Effectivement, les ménages résidant dans des villes ayant une population de plus d'un million d'habitants consomment significativement plus d'électricité. Cela confirme l'hypothèse selon laquelle les plus grandes villes ont des marchés et des réseaux de distribution d'électricité plus développés et donc un accès plus étendu à l'électricité. De plus, ces grandes villes permettent un plus grand accès aux appareils requérant de l'électricité. Les auteurs évaluent l'élasticité-dépense pour trois saisons et obtiennent une élasticité-dépense de 0,637 pour l'hiver, de 0,632 pour l'été et de 0,604 pour la saison de la mousson. Les résultats obtenus par Filippini et Pachauri (2004) vont dans le même sens que les autres études sur l'Inde utilisant des données agrégées. Les élasticités-dépense obtenues sont inférieures à un. Cependant, elles sont plus élevées que celles provenant d'études similaires effectuées dans des pays développés (Filippini et Pachauri, 2004).

Zhou et Teng (2013) utilisent une méthodologie analogue à Filippini et Pachauri (2004) pour leur étude sur les ménages vivant dans une région de la Chine. Ils emploient les moindres carrés ordinaires et transforment la variable dépendante (dépense en électricité) et les variables d'intérêt (revenu et prix) en logarithme. Les auteurs obtiennent une élasticité-revenu positive, mais très inférieure à un (0,14 à 0,34 selon le modèle économétrique). Ils concluent donc que l'électricité est un bien essentiel. Cependant, les auteurs mentionnent que cette faible élasticité-revenu est incohérente avec les données macroéconomiques qui démontrent une croissance

rapide de la demande des ménages pour l'électricité, autant dans les milieux ruraux que dans les milieux urbains. De plus, les résultats mènent à conclure que les variables reliées au style de vie ainsi qu'à la démographie sont des facteurs importants sur la consommation d'électricité des ménages (Zhou et Teng, 2013). Par ailleurs, les auteurs portent attention aux différences de comportement entre les ménages plus fortunés et les ménages moins fortunés et obtiennent une élasticité-revenu plus faible pour les ménages plus fortunés.

La plupart des études antérieures utilisant des données microéconomiques ont été réalisées en utilisant seulement les sources d'énergie commerciales, soit des biens ou services (par exemple l'électricité) achetés en échange d'argent, dans des pays industrialisés. Les résultats provenant de ces études ont mené à des élasticités-dépenses pour l'énergie de 0.87 aux États-Unis (Herendeen et Tanaka, 1976), de 0.72 en Norvège (Herendeen, 1973) et de 0.9 au Danemark (Wier, Lenzen, Munksgaard et Smed, 2001). Pachauri (2004), de son côté, analyse l'utilisation de sources d'énergie commerciales et non commerciales. Les sources d'énergie non commerciales sont peu corrélées avec les dépenses totales. Par conséquent, l'élasticité-revenu est inférieure à 0,666. On devrait effectivement s'attendre à ce que les élasticités-dépense (ou élasticités-revenu) pour l'énergie commerciale soient plus élevées que les élasticités-dépense pour l'énergie non commerciales, notamment parce que les dépenses faites pour l'énergie dans les pays en développement sont souvent faites en nature. (Pachauri, 2004) Les dépenses totales, utilisées comme variable proxy pour le revenu, sont la variable économique la plus importante influençant les besoins totaux d'énergie des ménages en Inde (Pachauri, 2004). En Inde, de grandes disparités existent entre les ménages vivant en milieu urbain et les ménages vivant en milieu rural. Cela s'explique par le fait que les ménages ruraux utilisent presque exclusivement des sources d'énergie non commerciales pour leur consommation directe d'énergie alors que les ménages vivant dans un milieu urbain utilisent de manière beaucoup plus importante les sources d'énergie commerciales (Pachauri, 2004).

De son côté, Vaage (2000) utilise un modèle discret/continu afin d'évaluer l'élasticité-revenu des ménages norvégiens pour l'énergie. Les modèles discrets/continus sont des modèles en deux étapes. La première étape, réalisée avec un modèle logit multinomial, concerne la décision de se procurer un bien consommant de l'énergie. La deuxième étape, réalisée avec les moindres carrés ordinaires, concerne la décision sur l'utilisation de ces biens, et donc de la consommation d'énergie. La variable explicative ainsi que les variables indépendantes d'intérêt ont été

transformées en logarithme. Les résultats obtenus sont semblables aux autres résultats provenant de modèles similaires. L'auteur obtient une élasticité-revenu de -0,07 qui n'est pas significative. En Norvège, entre 70% et 80% de la consommation d'énergie est liée au chauffage, ce qui fait en sorte qu'il est peu surprenant que l'élasticité soit faible. Cependant, ces résultats sont en contradiction avec les résultats d'études découlant de données de panel macroéconomiques où l'élasticité-revenu est souvent supérieure à un. Par ailleurs, l'effet de la variation du revenu à travers la population, peu importe à quel moment, semble avoir un effet très négligeable (Vaage, 2000) ce qui est en contradiction avec les résultats de Zhou et Teng (2013).

Yoo, Lee et Kwak (2007) évaluent la fonction de demande d'électricité pour les ménages de la ville de Séoul en Corée du Sud. Les auteurs utilisent un modèle d'Heckman, qui permet de corriger pour le biais de sélection notamment lorsque les données sont tronquées, car ils font face à un problème de données manquantes. Les auteurs obtiennent une élasticité-revenu positive, mais très faible de 0,06. Les résultats de Yoo, Lee et Kwak (2007) ainsi que de Vaage (2000), qui ont été obtenus en analysant le comportement des agents de pays industrialisés, semblent indiquer que globalement, pour les populations vivant dans des pays plus riches, il y a une tendance à avoir des élasticités-revenu plus faibles.

2.4.2 L'élasticité selon le niveau de revenu et la distribution de la richesse

Tiwari (2000) utilise des données microéconomiques au niveau des ménages de Bombay en Inde datant de 1987-1988. Comme c'est le cas dans la grande majorité des recherches, l'auteur emploie les moindres carrés ordinaires et transforme la variable dépendante et les variables indépendantes d'intérêt en logarithme afin d'avoir une forme fonctionnelle double-logarithmique. Les résultats obtenus indiquent que l'élasticité-revenu pour l'électricité augmente lorsque le revenu augmente. L'auteur obtient des élasticités assez faibles pour l'ensemble des niveaux de revenu se situant à 0,28 pour les ménages à faible revenu, à 0,19 pour les ménages à revenu moyen, à 0,28 pour les ménages à revenu moyen-élevé et à 0,40 pour les ménages à revenu élevé. Il faut noter que cette étude est effectuée dans un contexte où les ménages sont globalement très pauvres. Les ménages considérés comme riches ont un revenu mensuel de 3500 roupies (50 dollars américains) et plus. Par conséquent, les ménages des trois niveaux de revenu inférieurs sont très pauvres et le groupe de ménages « riches »

comporte des ménages riches, mais également beaucoup de ménages pauvres selon les standards internationaux.

De son côté, Tanishita (2014) s'appuie sur des données microéconomiques sur les ménages japonais et obtient une élasticité-revenu pour la consommation d'électricité de 0.26 pour les ménages à faible revenu et de 0.05 pour les ménages à revenu élevé. Il y a donc une contradiction entre Tanishita (2014) et Tiwari (2000) quant à l'évolution de l'élasticité-revenu lorsque le revenu des ménages augmente. Par contre, la composition de la population du Japon et de celle de l'Inde de la fin des années 80 est totalement différente. Pour arriver à ces résultats, Tanishita (2014) emploie également la forme fonctionnelle double logarithmique. Cependant, il utilise un modèle non paramétrique contrairement à la majorité des études où les moindres carrés ordinaires sont employés. De plus, l'auteur se sert du critère d'information d'Akaike pour sélectionner ses variables de contrôles.

Wolfram et al. (2012) se servent des variations de revenu générées par le programme de transfert d'argent *oportunidades* du Mexique pour examiner l'achat d'appareils requérant de l'électricité et par le fait même, la consommation d'électricité. Les transferts d'argent sont exogènes et peuvent donc être utilisés comme instrument pour le revenu. Les résultats de cette étude démontrent clairement que les dépenses en électricité ont augmenté plus rapidement pour les ménages dans le quartile de revenu le plus faible. Effectivement, celles-ci ont doublé de 1996 à 2008 alors que les ménages dans les quartiles supérieurs ont haussé leur consommation de 50% au cours de la même période. De plus, ces résultats ne sont pas le fruit de changements dans la taille des ménages ou au niveau des prix relatifs. Une préoccupation des auteurs est que la relation non linéaire entre le revenu et l'achat d'un bien puisse disparaître lorsque les données sont agrégées à travers l'achat de plusieurs biens durables. Même s'il existe une relation non linéaire entre les réfrigérateurs et le revenu et que les réfrigérateurs sont représentatifs d'autres biens consommant de l'énergie, il est possible que plusieurs relations non linéaires à des points d'inflexion différents mènent à une relation linéaire lorsqu'il y a agrégations. Cela pourrait donc créer une relation linéaire entre le revenu et la demande d'énergie (Wolfram et al., 2012). Par ailleurs, les auteurs notent que les projections de l'Energy Information Agency de l'année 2000 pour l'année 2005, utilisant des données macroéconomiques, sous-estimaient la consommation de la Chine et du Brésil de 15% et 10%

respectivement, deux pays ayant des politiques et une croissance favorisant les ménages pauvres.

Wolfram et al. (2012) effectuent également des comparaisons entre différents pays. Les élasticités-revenu estimées par les auteurs sont légèrement plus élevées dans les pays en développement que dans les pays développés. Cependant, lorsqu'ils comparent plusieurs pays en développement, Wolfram et al. (2012) trouvent qu'il n'y a pas de différence entre les pays, ce qui est en contradiction la littérature.

Globalement, ce que nous observons lorsque nous comparons les élasticités-revenu provenant de données microéconomiques et macroéconomiques est qu'effectivement, comme la littérature le mentionne, les élasticités sont plus faibles lorsque des données microéconomiques sont utilisées. De plus, la littérature sur la demande d'électricité et d'énergie indique de manière claire que les données microéconomiques permettent d'obtenir un portrait plus fidèle de la réalité des ménages. Toutefois, il existe de réels problèmes économétriques dans toutes les études utilisant des données microéconomiques présentées dans ce chapitre qui mènent à des estimations biaisées. Dans tous les cas, elles ne corrigent pas pour les erreurs de mesure. De plus, les études présentées, effectuées dans les pays en développement, ne tiennent pas compte de la censure dans les données. Ces enjeux seront discutés plus en détail dans le prochain chapitre.

2.5 Microdonnées vs macrodonnées

Cette tendance à utiliser davantage les données microéconomiques provient du fait que les données au niveau macroéconomique ne permettent pas de distinguer les ménages et de tenir compte de leur hétérogénéité. Les moyennes provenant de ces données macroéconomiques peuvent mener à de fausses estimations et donner une fausse perception quant à la réalité de la majorité des agents. Ces préoccupations ont mené à la tentative de trouver des moyens de mesurer de manière plus précise le bien-être des ménages (Fesseau, Wolff et Mattonetti, 2013).

2.5.1 Présentation de quelques études effectuées dans d'autres domaines

Il existe plusieurs autres domaines où les différences entre les données microéconomiques et macroéconomiques font l'objet d'analyse. Blackburn et Ukhov (2013) s'intéressent à la finance, plus précisément, aux préférences de risque des agents comparativement aux préférences de risque agrégées. Les auteurs concluent qu'il faut être prudent lorsqu'on tire des conclusions sur

le comportement des agents alors qu'on s'appuie sur des données agrégées. Effectivement, une économie où les agents, individuellement, acceptent beaucoup de risque peut être averse au risque au niveau macroéconomique. Le contraire est aussi vrai (Blackburn et Ukhov, 2013). Il existe également ce même genre de contradiction en économie du travail.

En économie du travail, on a également tenté d'évaluer les différences entre les données macroéconomiques et microéconomiques. Pour y arriver, Van Den Berg et Van Der Klaauw (2001) étudient le chômage selon le cycle économique. Ils trouvent une différence systématique quant au niveau absolu de la probabilité de sortie d'un individu du marché du travail. Cette probabilité est systématiquement plus élevée dans les données macroéconomiques (Van Den Berg et Van Der Klaauw, 2001). De plus, une autre divergence existe dans le cas de l'économie du travail où on trouve des résultats contradictoires dépendant du type de données utilisé. Effectivement, les données microéconomiques mènent à de faibles élasticités d'offre de travail. Par contre, les macroéconomistes qui s'appuient sur des modèles d'agents représentatifs et emploient le paramétrage obtiennent une élasticité d'offre de travail plus grande. Bien qu'il existe deux branches dans la littérature, soit la perspective microéconomique et macroéconomique, qui mènent à des élasticités différentes, la littérature au niveau macroéconomique a démontré qu'une faible élasticité au niveau de l'offre de travail individuel est cohérente avec une élasticité plus élevée au niveau agrégé (Keane et Rogerson, 2015).

2.5.2 Agrégation

Les problèmes liés à l'agrégation existent à tous les niveaux, de la construction des données et des spécifications des modèles aux difficultés liées aux méthodes pour résumer et appliquer les résultats (Blundell et Stocker, 2005). Ces problèmes sont parmi les plus complexes, autant au niveau théorique qu'au niveau empirique. L'hétérogénéité entre les agents est immensément vaste et son impact ne peut pas être simplifié ou réduit par l'existence d'interactions économiques via les marchés ou d'autres institutions (Blundell et Stocker, 2005). Ainsi, la méthode d'agrégation choisie peut avoir un effet important sur les résultats obtenus. Le principal résultat de Paluch, Kneip et Hildenbrand (2007) est que les élasticités agrégées peuvent être très différentes de la moyenne des élasticités individuelles. Ceci est causé notamment par l'hétérogénéité des préférences individuelles qui entraîne une hétérogénéité dans le comportement des agents. Ainsi, il existe des écarts, notamment pour les dépenses en alimentation et en services, qui peuvent atteindre jusqu'à 30% entre les deux types d'élasticités.

Par contre, pour certaines catégories de biens comme les vêtements, le gaz et l'éclairage, les élasticités agrégées et les élasticités évaluées à la moyenne des individus sont similaires. L'étude couvre une période de 20 ans avec des données provenant du U.K. Family Expenditure Survey. Bien que, dans la littérature, plusieurs estimations sont réalisées à l'aide des dépenses totales des ménages comme variable explicative, les auteurs utilisent le revenu disponible qui est considéré comme une variable exogène (Paluch, Kneip et Hildenbrand, 2007). Pour arriver à leurs résultats, les auteurs utilisent une approche non paramétrique, ce qui fait qu'il n'y a pas d'erreur de spécification. Par contre, cela signifie également qu'il est possible qu'ils évaluent du bruit puisque cette méthode « colle » le modèle aux données. C'est le choix fait par les auteurs en ce qui a trait au dilemme biais-variance.

Lorsque l'on désire connaître le changement de consommation lié à un changement de revenu moyen, il est nécessaire de spécifier le changement au niveau de la distribution lorsque des données macroéconomiques sont utilisées et que la population est hétérogène. Pour les données microéconomiques, il faut spécifier comment le changement est réparti à travers les ménages. Paluch, Kneip et Hildenbrand (2007) effectuent des changements proportionnels au niveau de la distribution des revenus, ce qui fait que le revenu relatif demeure inchangé et donc le coefficient de variation (ou de Gini) ne change pas. Nous avons adopté la même approche pour nos simulations qui seront présentées plus tard.

Blundell et Stocker (2005) se penchent sur l'hétérogénéité des agents ainsi que l'agrégation. Les deux auteurs se sont concentrés sur les problèmes d'agrégation dans trois domaines, soit l'analyse de la demande des consommateurs, la croissance de la consommation et de la richesse ainsi que la participation au travail et les salaires. Ils en viennent à la conclusion que les conditions selon lesquelles nous pourrions ignorer les preuves de l'hétérogénéité des agents lorsque l'on agrège sont si importantes qu'elles sont tout simplement irréalistes. Cela vient donc sérieusement remettre en doute la validité et la véracité des élasticités-revenu obtenues à l'aide de données macroéconomiques.

Blundell, Pashardes et Weber (1993) utilisent des données transversales provenant de 4000 ménages, qui s'étendent sur une période de 15 ans. Ils cherchent à évaluer l'importance de l'utilisation de données microéconomiques dans l'analyse de la demande des consommateurs. En utilisant diverses méthodes pour agréger les données, ils n'obtiennent pas des estimations fiables pour les coefficients des prix et du revenu. Par contre, lorsqu'ils tiennent compte de

certains facteurs comme les tendances et la saisonnalité, le modèle avec données agrégées est un bon prédicteur. Alors que les estimations des élasticités-prix sont similaires entre les équations microéconomiques et agrégées, les élasticités-revenus sont significativement différentes. Les coefficients des estimés agrégés entre différents pays ou à des périodes différentes sont instables lorsque la distribution des revenus n'est pas constante. Les résultats des auteurs mènent à certaines conclusions quant à l'agrégation des données. Les modèles agrégés qui expliquent la demande selon le prix et les dépenses totales excluent plusieurs facteurs comme la taille du ménage ou le statut d'emploi. Ces facteurs changent à travers le temps d'une manière qui peut être corrélée avec les dépenses totales et les changements de prix relatifs. Ainsi, il est difficile d'identifier les effets de ces différentes variables (Blundell, Pashardes et Weber, 1993). Les auteurs concluent donc qu'un modèle utilisant des données microéconomiques ne performe pas nécessairement toujours mieux qu'un modèle agrégé ayant des mesures de distribution simples.

Ainsi, des analyses ont été réalisées dans plusieurs domaines autres que celui de l'électricité ou de l'énergie. Dans plusieurs de ces champs d'expertise, il existe des divergences entre les données macroéconomiques et microéconomiques. Parfois, celles-ci sont expliquées ou corrigées. Par contre, dans d'autres cas, il semble que les deux types de données mènent à des résultats qui sont irréconciliables.

2.5.3 Comparaison microéconomique et macroéconomique dans le secteur de l'électricité

Khanna et Rao (2009) effectuent un compte rendu de la littérature sur la demande et l'offre d'électricité dans les pays en développement, autant au niveau microéconomique qu'au niveau macroéconomique et tentent de quantifier les facteurs influençant la demande et l'offre. Ils évaluent la relation causale entre la consommation d'électricité et la croissance économique, le prix et l'élasticité-revenu. Ils trouvent que la demande d'électricité est influencée par le PIB, les prix, le revenu, le niveau et les caractéristiques de l'activité économique, l'urbanisation ainsi que le facteur saisonnier. Par contre, la magnitude des effets varie d'un pays à l'autre, d'une période à l'autre et les études sur un même pays diffèrent. Les auteurs de l'étude concluent que les élasticités calculées à l'aide de données microéconomiques provenant de sondages au niveau des ménages mènent aux mêmes conclusions que les estimés provenant de données agrégées, soit que la demande d'électricité est inélastique pour le revenu et le prix. Khanna et Rao (2009) concluent que, bien que la demande d'électricité soit inélastique dans les pays développés et

dans les pays en développement, l'élasticité-revenu est plus élevée dans les pays en développement. Donc, lorsque le revenu augmente, la consommation d'électricité augmente davantage dans les pays en développement que dans les pays développés. Les résultats que nous avons obtenus abondent dans le même sens. Cependant, nos résultats contredisent les conclusions de cette étude en ce qui a trait aux différences entre les élasticités calculées à l'aide de données microéconomiques et de données macroéconomiques (ou agrégées). Nous obtenons des différences importantes entre les résultats provenant des deux types de données.

3. Méthodologie

3.1 Données microéconomiques

Le modèle choisi dans le cadre de ce projet de recherche est un tobit avec variables instrumentales. Le modèle tobit permet de régler le problème des données censurées causé par le nombre élevé de ménages de notre échantillon ne consommant pas d'électricité. La variable instrumentale choisie, le revenu total des ménages, sert à corriger pour les erreurs de mesure au niveau des dépenses totales. La forme fonctionnelle employée est une forme linéaire-logarithmique. Étant donné que nous ne connaissons pas le prix de l'électricité dans chacune région, nous utilisons des effets fixes par région pour absorber de potentielles différences de prix entre régions. De plus, toutes les données présentées sont standardisées pour l'année ainsi que pour le taux de change. Ce chapitre vise donc à expliquer et à présenter les réflexions qui ont mené au choix de ces spécifications ainsi que les méthodes utilisées et les hypothèses émises pour standardiser les données.

3.1.1 Données

Les données utilisées dans le cadre de ce projet de recherche proviennent de sondages réalisés par différentes organisations gouvernementales et internationales. La source de ces sondages, les liens, les numéros de sondages ainsi que les instigateurs de ces sondages sont indiqués à l'annexe 7.1. Nous avons privilégié des sondages provenant tous du site de la Banque mondiale, car les sondages rendus disponibles par d'autres sources ne permettent pas d'obtenir les données nécessaires pour bien répondre à notre question de recherche, étant donné que ceux-ci mettent l'accent sur d'autres sujets tels la santé et l'éducation plutôt que la consommation et le niveau de vie des ménages. Ces données ont été recueillies par l'institution dans le cadre d'un travail sur les inégalités et la consommation des ménages dans les pays en développement. Ce projet a permis de créer des données liées à la consommation de plusieurs biens et services selon le niveau de revenu des ménages ainsi que le pays de résidence des ménages (Banque mondiale, 2012). La Banque mondiale a donc accès à un très grand nombre de données provenant de sondages. Elle a recueilli et standardisé ces données dans le cadre de ce projet. Cependant, une minorité des données obtenues grâce à ces sondages sont rendues accessibles par l'institution. De plus, nous avons privilégié les sondages réalisés au cours des 15 dernières années. De surcroît, un obstacle supplémentaire auquel nous avons fait face qui a eu pour effet de restreindre le nombre de sondages utilisés est la langue. Effectivement, plusieurs sondages

sont disponibles uniquement dans la langue officielle du pays où celui-ci a été réalisé et il n'y a pas de traduction disponible. Tous ces éléments font en sorte que nous avons choisi les 22 sondages présentés en annexe pour construire notre base de données parmi les 241 sondages dont dispose la Banque mondiale. Puisque ces sondages tentent de mesurer le niveau de vie des ménages, les dépenses liées à plusieurs biens et services, dont l'électricité, sont rapportées par les ménages. Par ailleurs, des informations concernant le travail ainsi que le revenu des membres des ménages sont également disponibles dans ces sondages.

Les pays analysés dans ce mémoire se trouvent tous à des niveaux de richesse différents, comme nous pouvons le constater à l'illustration 4. Toutefois, ils se situent tous à des niveaux qui font en sorte qu'ils sont considérés comme des pays en développement. Le pays le plus riche de l'échantillon, la Bulgarie, se trouve à un niveau de PIB par habitant inférieur à des pays comme le Brésil, la Russie et l'Afrique du Sud pour l'année de référence soit 2010. L'illustration 4 présente également le coefficient de Gini, une mesure du niveau d'inégalités de revenus à l'intérieur d'un pays. Un coefficient faible signifie un faible niveau d'inégalités alors qu'un coefficient élevé signifie un niveau d'inégalités élevé. Globalement, les pays les plus inégalitaires de l'échantillon sont tous des pays pauvres tandis que les pays ayant un PIB par habitant plus élevé se trouvent parmi les pays les plus égalitaires de notre échantillon.

Illustration 4 : PIB par habitant des pays de l'échantillon

| Pays | PIB/habitant 2010 (USD) | Coefficient de Gini | Population en 2010 (millions) | Dépenses totales moyennes/habitant dans les sondages (USD) |
|----------------|------------------------------------|--------------------------------|--|---|
| Albanie | 4094 | 30 | 2,9 | 1352 |
| Bulgarie | 6843 | 34 | 7,3 | 1982 |
| Burkina Faso | 575 | 40 | 15,6 | 327 |
| Ghana | 1313 | 42 | 24,5 | 483 |
| Liberia | 327 | 37 | 3,9 | 699 |
| Malawi | 459 | 46 | 15,2 | 293 |
| Mali | 708 | 33 | 15,1 | 709 |
| Niger | 348 | 32 | 16,4 | 392 |
| Nigeria | 2327 | 43 | 158,6 | 362 |
| Ouganda | 595 | 44 | 33,9 | 257 |
| Pakistan | 1040 | 30 | 170,6 | 2060 |
| Serbie | 5412 | 29 | 7,2 | 3085 |
| Tadjikistan | 738 | 31 | 7,6 | 283 |
| Tanzanie | 702 | 38 | 46,1 | 411 |
| Timor oriental | 806 | 28 | 1,1 | 309 |

*Si le coefficient de Gini n'est pas disponible pour l'année 2010, le coefficient disponible pour l'année la plus près de 2010 est présentée

Source: The World Bank (2018). *GDP per capita (constant 2010 US\$)* et the World Bank (2018). *GINI index (World Bank estimates)*

Il est important de noter que le Pakistan possède un poids plus important que les autres pays dans la base de données puisque le sondage utilisé provenant de ce pays comporte plus de 20 000 observations suite au traitement des données et aux exclusions qui seront présentées dans la prochaine sous-section. Ce nombre est largement supérieur à la moyenne du nombre d'observations par pays. Ce pays représente 25,6 % des observations totales. C'est pourquoi lorsque nous effectuons des régressions où tous les pays sont groupés, nous présentons également des estimations pondérées. Nous avons pondéré en utilisant la représentativité des observations, soit en utilisant le ratio du nombre d'observations pour chaque pays sur la

population de chaque pays. Ainsi, nous obtenons des estimations qui dépendent moins de la taille de l'échantillon et qui sont plus représentatives.

Il existe une grande hétérogénéité entre les différents ménages comme l'indique l'illustration 5. Pour l'ensemble des pays, à l'exception de la Bulgarie et la Serbie, l'écart type pour les dépenses en électricité des ménages est plus grand que la moyenne. Par contre, l'écart type demeure tout de même important pour ces deux pays. L'annexe 7.2 contient plusieurs graphiques illustrant les dépenses en électricité selon les dépenses totales des ménages. En ce qui a trait au pourcentage des ménages ne consommant pas d'électricité, l'écart entre les pays est considérable puisque dans le cas de certains pays, le niveau atteint pratiquement 100% alors que pour d'autres, il est pratiquement nul. De manière générale, nous observons à travers l'ensemble des données une hétérogénéité importante à l'intérieur des pays et entre les pays, et ce, même dans le cas de pays ayant un PIB par habitant similaire.

Illustration 5 : Tableau sommaire des données microéconomiques utilisées

| Pays | | Dépenses annuelles électricité (USD) | Dépenses totales des ménages (USD) | Moyenne de la taille des ménages | Ménage en milieu urbain | Ménage dans la capitale de son pays | Moyenne du % dépenses totales consacrées à l'électricité | Observations | Nb d'observations où les dépenses en électricité=0 | % observations où les dépenses en électricité=0 |
|-------------------|------------|---|---------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------|--|--|--------------|---|--|
| Albanie | Moyenne | 136,2 | 5948,9 | 4,4 | 54,7% | 16,5% | 2,2% | 7025 | 1024 | 14,58% |
| | Écart type | 209,9 | 3345,4 | 1,8 | 49,8% | 37,1% | 2,9% | | | |
| Bulgarie | Moyenne | 338,7 | 5749,2 | 2,9 | 69,8% | 14,8% | 7,3% | 3984 | 21 | 0,53% |
| | Écart type | 236,0 | 4214,6 | 1,4 | 45,9% | 35,5% | 4,1% | | | |
| Burkina Faso | Moyenne | 31,7 | 2484,0 | 7,6 | 39,2% | 5,9% | 0,8% | 7546 | 6058 | 80,28% |
| | Écart type | 109,7 | 2583,8 | 5,1 | 48,8% | 23,5% | 2,0% | | | |
| Ghana | Moyenne | 36,5 | 1643,6 | 3,4 | 44,9% | 13,4% | 2,0% | 2917 | 1326 | 45,46% |
| | Écart type | 61,2 | 1383,3 | 2,2 | 49,7% | 34,1% | 2,8% | | | |
| Liberia | Moyenne | 3,8 | 3285,8 | 4,7 | 48,7% | 18,5% | 0,1% | 1713 | 1689 | 98,60% |
| | Écart type | 42,0 | 2421,5 | 2,6 | 50,0% | 38,8% | 0,8% | | | |
| Malawi | Moyenne | 22,9 | 1404,3 | 4,8 | 32,1% | 0,0% | 0,8% | 6101 | 5219 | 85,54% |
| | Écart type | 76,5 | 1782,1 | 2,2 | 46,7% | 0,0% | 2,4% | | | |
| Mali | Moyenne | 149,4 | 5881,3 | 8,3 | 77,2% | 44,4% | 2,2% | 813 | 359 | 44,16% |
| | Écart type | 255,1 | 4850,6 | 5,5 | 42,0% | 49,7% | 3,0% | | | |
| Niger | Moyenne | 76,7 | 3289,8 | 8,4 | 37,9% | 11,0% | 1,2% | 675 | 509 | 75,41% |
| | Écart type | 226,8 | 3456,0 | 4,2 | 48,6% | 31,3% | 2,9% | | | |
| Nigeria | Moyenne | 41,3 | 2711,4 | 7,5 | 39,5% | 0,9% | 1,4% | 3127 | 1877 | 60,03% |
| | Écart type | 81,3 | 2681,4 | 3,6 | 48,9% | 9,4% | 2,5% | | | |
| Ouganda | Moyenne | 16,6 | 1747,1 | 6,8 | 28,7% | 8,7% | 0,4% | 6092 | 5411 | 88,82% |
| | Écart type | 65,6 | 2137,9 | 3,4 | 45,3% | 28,2% | 1,6% | | | |
| Pakistan | Moyenne | 120,8 | 11538,2 | 5,6 | 63,0 % | 0,5 % | 1,2 % | 20063 | 1764 | 8,79 % |
| | Écart type | 119,7 | 6271,6 | 2,6 | 48,3 % | 7,3 % | 1,1 % | | | |
| Serbie | Moyenne | 441,7 | 9565,8 | 3,1 | 52,5 % | 15,6 % | 5,5 % | 5176 | 92 | 1,78 % |
| | Écart type | 279,5 | 5487,3 | 1,6 | 49,9 % | 36,3 % | 3,6% | | | |
| Tadjikistan | Moyenne | 43,7 | 1896,0 | 6,7 | 34,2% | 17,5% | 3,3% | 7626 | 405 | 5,31% |
| | Écart type | 66,3 | 2073,3 | 3,0 | 47,5% | 38,0% | 2,9% | | | |
| Tanzanie | Moyenne | 37,3 | 2012,0 | 4,9 | 48,6 % | 0,8 % | 1,3 % | 2619 | 1775 | 67,77 % |
| | Écart type | 87,9 | 1960,1 | 2,8 | 50,0 % | 9,1 % | 2,5 % | | | |
| Timor oriental | Moyenne | 15,5 | 1853,4 | 6,0 | 15,9 % | 15,9 % | 0,7 % | 2896 | 2100 | 72,51 % |
| | Écart type | 48,1 | 1931,7 | 2,5 | 36,6 % | 36,6 % | 1,6 % | | | |

Comme nous pouvons nous y attendre, une très grande proportion des ménages se situe à des niveaux de dépenses totales très bas. C'est le cas pour la plupart des pays, principalement pour les pays les plus pauvres tels que le Malawi, le Timor oriental et l'Ouganda. Dans ces pays pauvres, il n'y a qu'une minorité de ménages qui est plus fortunée. Par contre, la distribution est davantage étendue au Pakistan, en Serbie, en Bulgarie et en Albanie. Les illustrations 6 et 7 permettent de bien apprécier la différence de répartition des dépenses totales entre les pays plus riches de l'échantillon comme la Serbie et les pays plus pauvres comme l'Ouganda. L'illustration 8 est semblable aux illustrations 6 et 7. Cependant, celle-ci permet de bien observer la distribution des dépenses totales à l'intérieur de l'échantillon lorsque les observations de tous les pays sont groupées.

Illustration 6

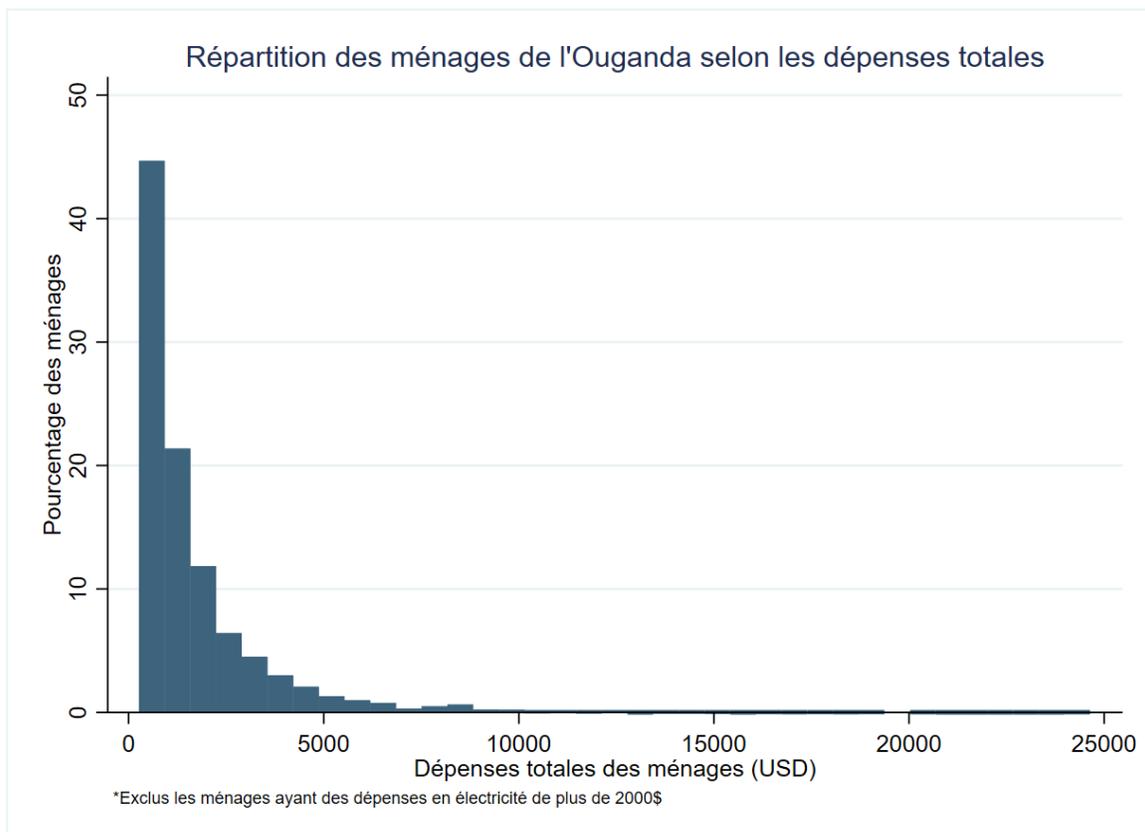


Illustration 7

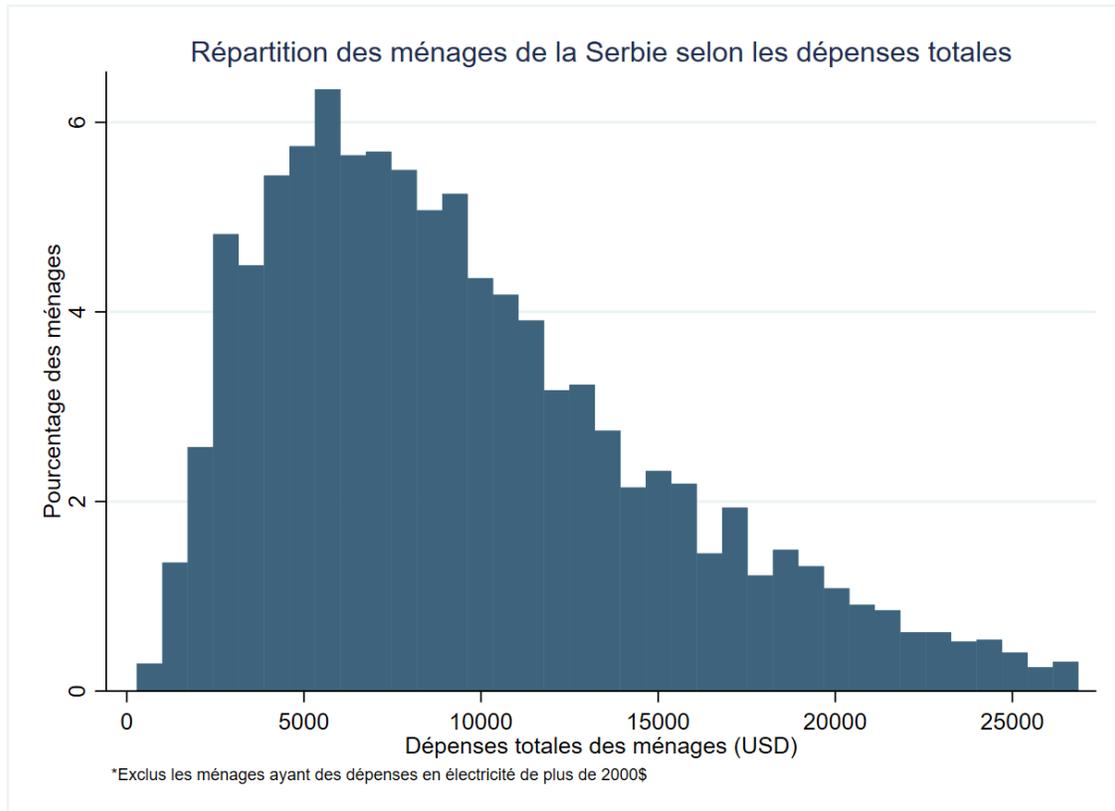
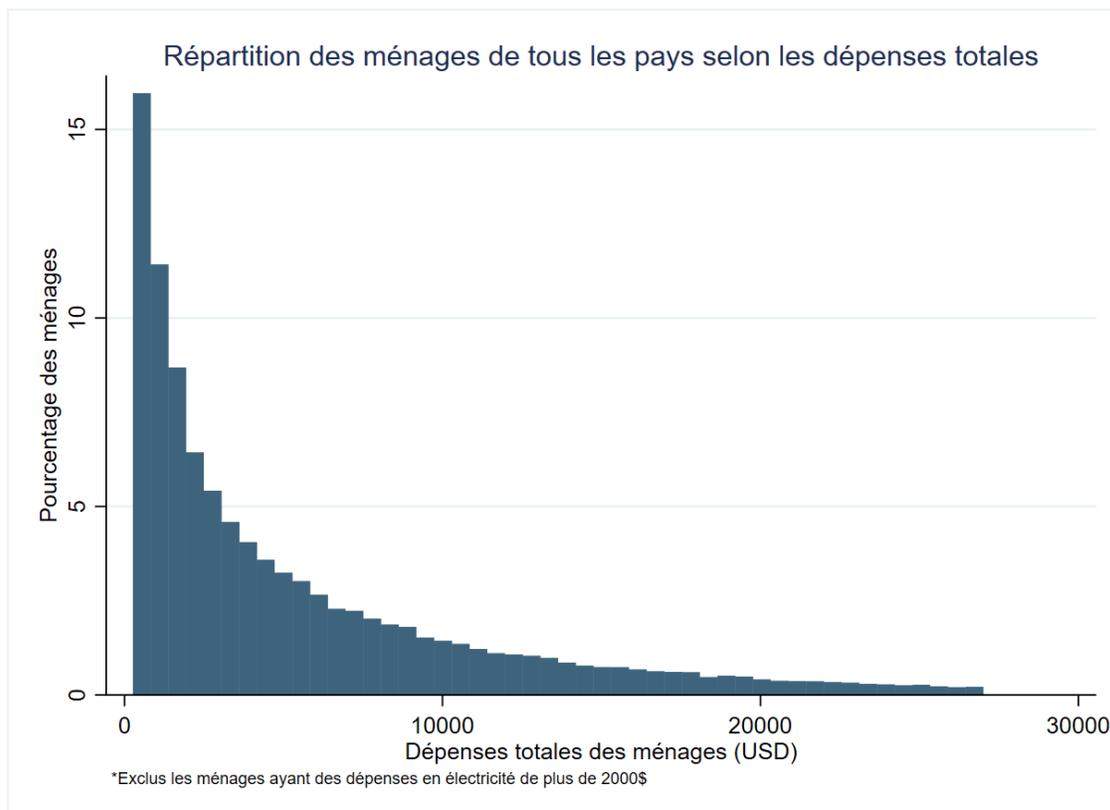


Illustration 8



Les illustrations 9 et 10, qui permettent d'observer la répartition des ménages selon les dépenses en électricité des ménages, démontrent une tendance semblable à la répartition des ménages selon les dépenses totales, bien qu'elle soit davantage accentuée ici. Les pays les plus riches comme la Serbie possèdent une distribution plus étendue alors que dans le cas de pays pauvres comme l'Ouganda, une proportion importante de ménage a un pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité très faible ou de zéro.

Illustration 9

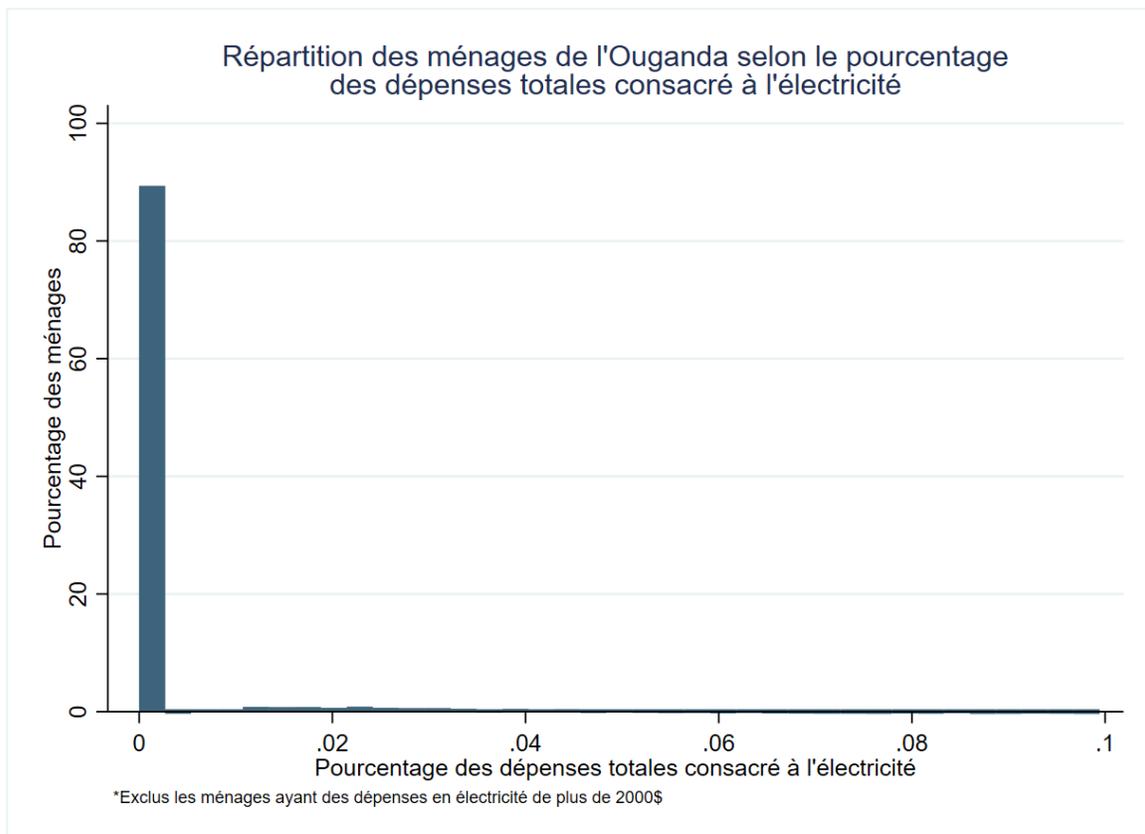
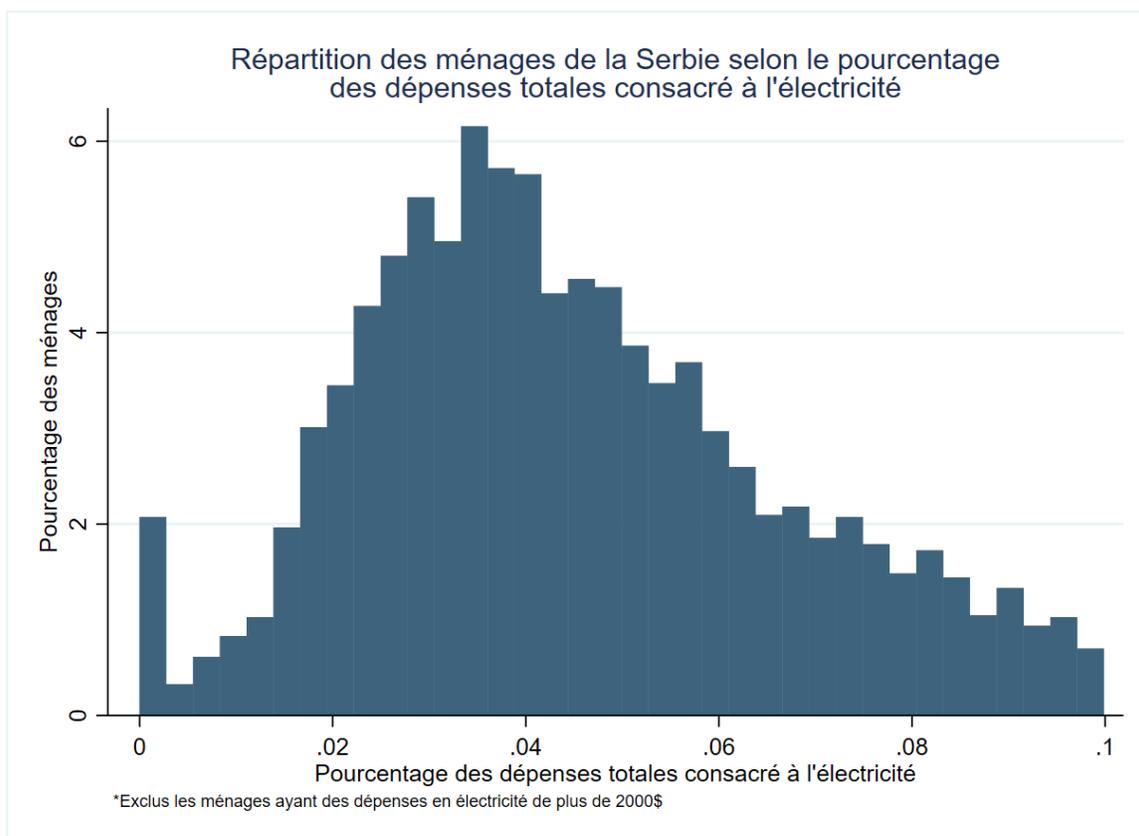
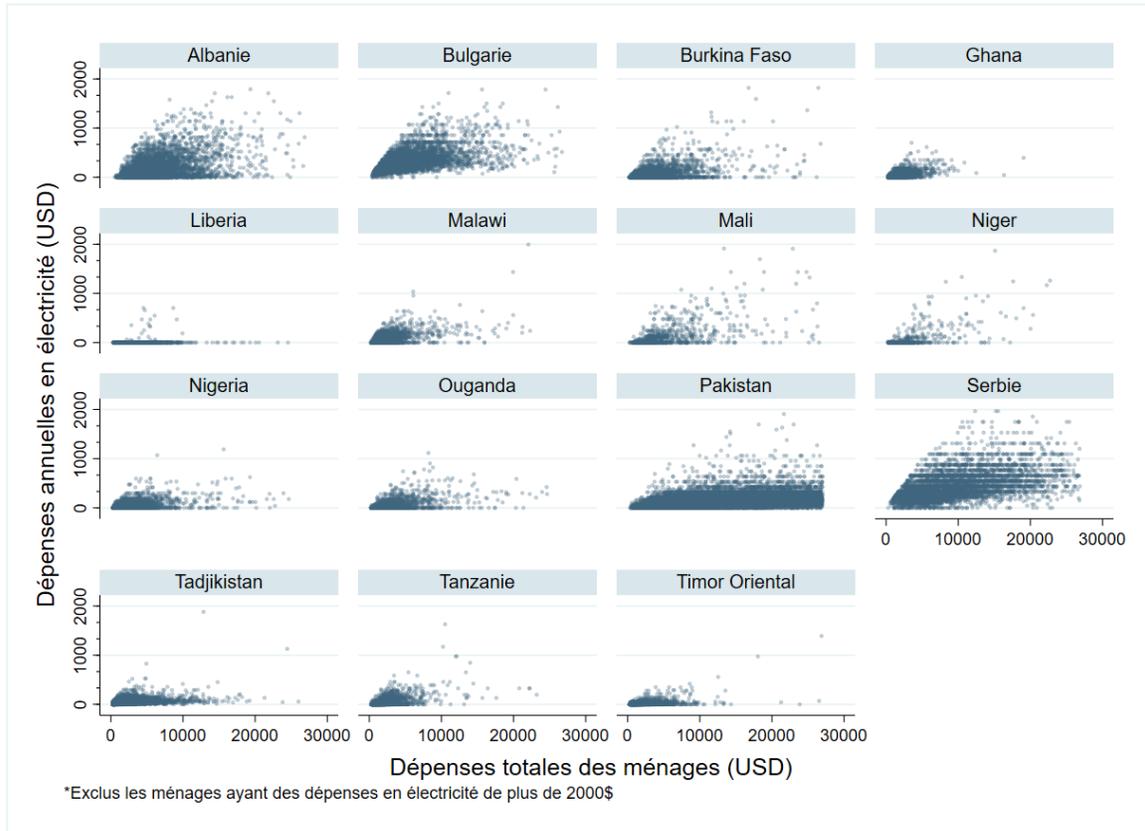


Illustration 10



L'illustration 11 permet de bien observer la relation entre les dépenses en électricité et les dépenses totales. De plus, elle donne un aperçu de la concentration des données à certains points. Nous pouvons noter que pour les pays les plus pauvres de l'échantillon comme le Niger, le Liberia et le Malawi, sans surprise, la plupart des observations se situent dans le coin inférieur gauche. Par contre, pour la Serbie, la Bulgarie et l'Albanie, nous observons une concentration d'observations à un niveau de revenu moyen ainsi qu'à des dépenses en électricité non nulles. Les ménages du Pakistan peuvent sembler assez riches, surtout lorsque nous les comparons aux ménages de pays tels la Serbie et la Bulgarie. Cependant, il est important de tenir compte du fait que le nombre de membres par ménages est beaucoup plus important au Pakistan que dans ces pays, ce qui peut faussement indiquer un niveau de richesse plus élevé.

Illustration 11 : Concentration des observations par pays selon les dépenses totales et les dépenses en électricité



3.1.2 Standardisation et hypothèses liées à la standardisation

Les variables utilisées dans ce projet de recherche sont les dépenses en électricité, les dépenses totales, le revenu total (comme instrument), la taille des ménages et deux variables dichotomiques. La première variable dichotomique concerne la présence des ménages dans la capitale de leurs pays et la deuxième porte sur la présence des ménages en milieu urbain. Les variables de contrôle, soit la taille des ménages et les deux variables dichotomiques n'ont pas requis d'hypothèses. Elles seront présentées dans la sous-section suivante. Par contre, les autres variables ont causé davantage de problèmes, notamment parce que les sondages ne sont pas tous construits de la même façon. Par conséquent, elles ont requis certaines hypothèses afin que nous soyons en mesure de les standardiser.

Les sondages utilisés ne comprennent pas le prix payé par les ménages pour l'électricité et la très grande majorité d'entre eux ne contiennent pas les quantités consommées (en MWh). La

seule information disponible est la dépense effectuée par les ménages pour un bien en particulier.

Pour chacun des sondages, notre objectif a été la même soit d'extraire des données le revenu total des ménages ainsi que les dépenses annualisées pour l'électricité et pour les dépenses totales des ménages. Pour calculer les dépenses totales, l'ensemble des dépenses rapportées par les ménages dans les différents sondages a été agrégé de manière à dresser le portrait le plus réaliste des dépenses totales. Lorsque le montant des dépenses totales était demandé explicitement dans le sondage, ce qui était le cas pour un faible nombre de sondages, ce montant a été utilisé. Dans le cas du revenu des ménages, la même approche a été adoptée. L'ensemble des revenus de travail et autres revenus ont été agrégés. Lorsque le revenu était rapporté directement, ce montant a été utilisé.

Dans certains sondages, l'information présentée concernant le travail et le revenu de travail n'était pas très exhaustive. Il a donc fallu poser un certain nombre d'hypothèses afin d'obtenir les salaires annuels. Quelques hypothèses ont été émises concernant le temps de travail lorsque celui-ci n'était pas mentionné dans le sondage. Ainsi, la première hypothèse est que les travailleurs travaillent 2000 heures par année. Cette hypothèse de 2000 heures travaillées est basée sur des données provenant de l'Université de Groningue. Effectivement, lorsque nous utilisons la base de données de l'institution contenant des observations pour 182 pays et que nous filtrons afin de sélectionner que les pays en développement, nous obtenons une moyenne d'heures travaillées de 2009 heures par travailleur (Groningen Growth and Development Center, 2017). La deuxième hypothèse concerne la répartition de ces 2000 heures travaillées. L'hypothèse est la suivante : les travailleurs œuvrent durant 50 semaines, les semaines de travail sont de 5 jours pour un total de 40 heures, donc 8 heures par jour. Lorsque les informations relatives au salaire des membres des ménages n'étaient pas annualisées, ces hypothèses ont permis d'établir les salaires annuels.

Plusieurs des catégories de dépenses des ménages étaient évaluées hebdomadairement ou mensuellement. Nous les avons donc annualisées. Cette opération a potentiellement mené à des résultats plus ou moins représentatifs de la réalité puisqu'il se peut que les dépenses effectuées durant la semaine où les ménages ont été interrogés ne reflètent pas les dépenses effectuées durant le reste de l'année. Par contre, cette hypothèse est nécessaire pour obtenir les dépenses annualisées.

Une hypothèse a été posée relativement à l'exhaustivité des dépenses rapportées par les ménages. La majorité des sondages contiennent une catégorie « autre » où les ménages peuvent rapporter les dépenses qui ne font pas partie des différentes catégories présentes dans le sondage. Ainsi, nous émettons l'hypothèse que l'ensemble des ménages rapportent la totalité de leurs dépenses et qu'ainsi, les données concernant les dépenses totales sont exhaustives. Il s'agit d'une hypothèse relativement forte, mais nécessaire pour s'assurer de la comparabilité des données à travers les sondages. Par contre, la seule exception se trouve au niveau des dépenses en taxes puisque les dépenses totales ont été comptabilisées sans en tenir compte. Les dépenses en taxes ne sont pas demandées dans une grande proportion des sondages, ce qui fait en sorte que la prise en compte de ces dépenses pourrait nuire à la comparabilité. Nous posons ainsi l'hypothèse que les ménages ne rapportent pas leurs dépenses en taxes dans la catégorie « autre » lorsque ceux-ci rapportent leurs dépenses de consommation.

Les sondages utilisés dans ce projet de recherche ont été effectués sur une période de pratiquement 15 ans, soit de 2002 à 2016. Au cours de ces années, la croissance économique a eu pour effet de modifier le niveau de richesse des pays ainsi que des ménages. Pour être en mesure de comparer les données des différents sondages effectués à des moments différents, les niveaux de consommation ont été ajustés afin de correspondre à ceux de l'année 2010. Pour y arriver, nous avons utilisé la méthodologie¹ de la Banque mondiale ainsi que leurs outils, les « World Development Indicators ». Nous avons utilisé la série « Household final consumption expenditure per capita (constant 2010 US\$) », qui a pour code « NE.CON.PRVT.PC.KD » pour ajuster le niveau de consommation à l'année 2010 pour l'ensemble des observations.

De plus, une autre modification a dû être apportée concernant les devises utilisées. Effectivement, les données provenant des sondages sont dans la très grande majorité des cas rapportées en devises locales. Ainsi, encore une fois dans un souci de comparabilité, toutes les dépenses et le revenu des ménages ont été convertis en dollar américain à l'aide de la série de données « official exchange rate (LCU per US\$, period average), » qui a pour code « PA.NUS.FCRF ». Ces deux étapes répliquent la méthode utilisée par la Banque mondiale pour standardiser ses données (World Bank, 2017).

¹ <http://datatopics.worldbank.org/consumption/detail>

Nous ne considérons pas la saison où le sondage a été réalisé comme un facteur important pour la consommation. Filippini et Pachauri (2004) ont obtenu des résultats similaires pour les différentes saisons en Inde, tels que présentés précédemment.

3.1.3 Variables de contrôle

Un très grand nombre d'études utilisent des variables de contrôle afin de mieux isoler l'effet du revenu ou des dépenses totales sur les dépenses en électricité. Nous posons l'hypothèse que les variables de contrôle que nous employons sont bien mesurées.

La première variable de contrôle présentée est la taille des ménages. C'est une donnée intéressante puisque les pays les plus pauvres tendent à avoir des ménages de plus grande taille. Comme présenté précédemment, Filippini et Pachauri (2004) ont créé une variable dichotomique pour les ménages ayant plus de six membres et cette variable était significative. Dans notre cas, nous avons créé une variable discrète plutôt qu'une variable dichotomique afin de voir l'effet de l'augmentation de la taille du ménage d'un membre sur la consommation.

Une variable dichotomique a été créée pour les ménages se situant dans la capitale de leur pays. L'idée derrière la création de cette variable est que, dans plusieurs pays en développement, les élites ainsi que la richesse du pays sont très concentrées dans la capitale de leur pays. Pour tous les pays à l'exception du Timor oriental, l'information était disponible dans les sondages. L'hypothèse qui a été posée pour le Timor oriental est que l'ensemble des ménages se situant dans la région de Dili vivent dans la capitale Dili. Dans les faits, la ville de Dili représentait 88% de la population de la région de Dili selon le recensement effectué dans le pays en 2015 (Statistics Timor-Leste, 2015).

La troisième variable de contrôle utilisée est une variable dichotomique désignant les ménages vivant en milieu urbain. Les milieux urbains risquent davantage d'avoir un réseau électrique que les milieux ruraux. Ainsi, l'hypothèse est que les ménages vivant dans un milieu urbain ont davantage de possibilités d'augmenter leur consommation d'électricité (Filippini et Pachauri, 2004). Il s'agit d'un facteur important, surtout dans le cas des pays en développement, car habituellement, les milieux urbains se distinguent par des façons de vivre différentes et un niveau de vie supérieur aux milieux ruraux (United Nations Statistics Division, 2017). L'information concernant le milieu de vie du ménage, à savoir si ceux-ci se trouvent dans un milieu rural ou urbain, était disponible dans l'ensemble des sondages utilisés dans le cadre de ce

mémoire, à l'exception du Timor oriental. Il n'existe pas de définition précise permettant de bien distinguer une région urbaine ou rurale. Par contre, les critères que nous avons établis pour déterminer les zones urbaines et rurales au Timor oriental sont ceux de statistique Canada, soit que la région doit compter un minimum de 1000 habitants et plus de 400 habitants par mètre carré (Statistique Canada, 2011).

La grande variabilité dans la méthodologie des différents sondages nous contraint à nous restreindre à ces variables de contrôle. Si des sondages ayant une méthodologie similaire d'un pays à l'autre étaient disponibles, cela permettrait d'augmenter le nombre de variables de contrôles puisque les questions posées seraient analogues et la standardisation serait plus facile. Nous pourrions notamment ajouter l'âge du chef du ménage comme variable de contrôle. De plus, nous sommes limités dans le nombre de variables de contrôle auquel nous pouvons avoir recours pour une autre raison. Nous devons faire attention au problème de « bad control ». Ce problème survient lorsque certaines ou toutes les variables de contrôle sont corrélées avec la variable indépendante d'intérêt, soit les dépenses totales des ménages dans notre cas (Pischke, 2016). Ainsi, nous ne pouvons pas utiliser le nombre de pièces dans l'habitation ou le nombre d'appareils électriques appartenant aux ménages comme variables de contrôle, car celles-ci sont corrélées avec les dépenses totales.

3.1.4 Données censurées

Un problème auquel nous faisons face est celui des données censurées. Celui-ci est causé par le fait que beaucoup de ménages ne consomment pas d'électricité dans les pays pauvres. 37,8% des observations dans notre échantillon n'ont rapporté aucune dépense en électricité et se retrouvent donc groupées à 0. Le problème qui survient lorsqu'on emploie les variables transformées en logarithme est que le logarithme de 0 n'existe pas et donc, un grand nombre d'observations est laissé de côté. Procéder de cette façon peut avoir pour effet de biaiser les résultats. Pour avoir un portrait réel de la situation, il faut tenir compte de l'ensemble des ménages, incluant les ménages ne consommant pas d'électricité. C'est pourquoi nous n'utilisons pas les dépenses en électricité transformées en logarithme. Cela fait en sorte que nous employons une forme fonctionnelle différente de celle utilisée dans les études présentées dans la revue de littérature où les dépenses en électricité sont transformées en logarithme.

L'approche en deux étapes par un modèle de type tobit permet de tenir compte de la sélection, ou de l'adoption de l'électricité, à la première étape. Ensuite, la deuxième étape permet

d'évaluer la pente pour les ménages n'ayant pas des dépenses en électricité de 0. Dans le chapitre sur les résultats, nous présenterons non pas les élasticités conditionnelles, mais les élasticités non conditionnelles, qui tiennent compte de l'ensemble des observations. Nous tenons ainsi compte de la marge extensive et intensive. C'est selon nous la méthode la plus rigoureuse afin de bien utiliser les données.

Le modèle tobit a une particularité. Celui-ci modélise à la fois la décision binaire et la réalisation de y_i lorsque $y_i > 0$. Ainsi, le modèle tobit fait en sorte que dans le cas présent, le processus qui mène à consommer de l'électricité ou non est le même que celui qui produit les dépenses en électricité si le ménage consomme de l'électricité. Ce manque de flexibilité peut être problématique et mener à des coefficients biaisés. Pour évaluer si le tobit est un bon modèle, on compare les coefficients provenant de l'estimation du modèle probit avec le ratio des coefficients provenant du modèle tobit divisé par le sigma provenant du tobit également tel que présenté à l'équation 2.

Équation 2

$$\frac{\hat{\beta}^{tobit}}{\hat{\sigma}^{tobit}} \approx \hat{\beta}^{probit}$$

Si cette égalité ne tient pas, il faut alors se tourner vers un modèle craggit qui estime en deux parties et qui mène donc à des processus différents pour la partie première partie (probit) et pour la deuxième partie (MCO) correspondant aux observations $y_i > 0$. L'écart entre le coefficient du modèle probit et le ratio du coefficient tobit sur sigma n'est pas très important puisque celui-ci est de moins de 2,6%. C'est pourquoi nous optons pour un modèle de type tobit plutôt que craggit. Ainsi, le processus menant à consommer ou non de l'électricité semble être semblable au processus produisant les dépenses en électricité.

3.1.5 Erreurs de mesure et endogénéité

Bien qu'elles visent à mesurer la même chose, les dépenses totales représentent une meilleure mesure du niveau de vie des ménages que le revenu total dans les pays en développement. Il existe diverses raisons théoriques et pratiques qui expliquent pourquoi cela s'avère être le cas. Si le revenu des ménages est constant à travers le temps, les conditions de la théorie statique de la demande du consommateur sont satisfaites. On peut ainsi utiliser le revenu comme mesure de bien-être des ménages. Par contre, cela est peu probable et irréaliste puisque le revenu et les besoins des ménages changent à travers le temps. Ainsi, le revenu obtenu à un moment précis

peut être un mauvais indicateur du niveau de vie d'un ménage. De l'autre côté, les dépenses permettent de comprendre davantage la situation réelle des ménages puisqu'elles peuvent refléter le niveau d'accès au crédit ainsi que le niveau d'épargne pour les moments où les revenus sont plus faibles. De ce fait, les dépenses totales reflètent de manière plus précise le niveau de vie à long terme des ménages (Kedir et Girma, 2003).

Toutefois, il existe un problème qui peut être important lorsqu'on utilise des données provenant de sondages et ce sont les erreurs de mesure. La présence d'erreurs de mesures dans les courbes d'Engel est connue depuis le début des années 60. Cette présence a pour effet de créer un biais dans les estimations provenant des moindres carrés ordinaires (Liviatan, 1961). Effectivement, le risque que les ménages répondant au sondage ne répondent pas de manière correcte et précise est présent. Cela peut s'expliquer par le fait que les répondants répondent au meilleur de leurs connaissances, mais que celles-ci sont potentiellement approximatives. Il se peut également que les répondants mentent ou répondent de manière non transparente volontairement. De plus, les données de dépenses totales proviennent de l'addition de dépenses d'une multitude de biens qui sont demandées aux répondants. Il se peut que les catégories ne soient pas complètement exhaustives. Une méthode qui permet de contourner, du moins en partie ce problème est de traiter ce problème comme un problème d'endogénéité et d'utiliser le revenu total comme instrument pour les dépenses totales. C'est la méthode qui est de loin la plus utilisée pour contourner le problème d'identification provenant des erreurs de mesure (Kedir et Girma, 2003). Le revenu est utilisé comme instrument puisqu'il est corrélé avec les dépenses totales. De plus, il n'y a pas de raison qui permettrait d'expliquer une corrélation entre le revenu déclaré et l'erreur de mesure présente dans les dépenses de consommation, ce qui fait en sorte qu'il est peu probable que le revenu soit lié à l'erreur de mesure pour les dépenses totales (Lewbel, 1996). Le revenu répond aux trois conditions pour qu'il soit utilisé comme instrument. Il satisfait la condition d'orthogonalité ($E[uZ] = 0$), il est corrélé de manière importante avec les dépenses totales et il est exclu du modèle, faisant en sorte que son effet est uniquement indirect (Baum et al., 2012). Dans les pays en voie de développement, les ménages ont d'importants revenus provenant de sources informelles et d'entreprises qui peuvent être rapportés avec un biais (Gertler et al. 2016). Par ailleurs, Kedir et Girma (2003) mentionnent que les dépenses et le revenu ne sont pas calculés de la même façon et que le calcul des dépenses des ménages est plus simple et facile comparativement à celui du revenu, surtout chez les ménages pauvres (Kedir et Girma, 2003).

Le problème d'erreur de mesure peut être vu comme un problème d'endogénéité, car il s'agit d'un cas où la variable explicative est corrélée avec le terme d'erreur. Il est important de régler ce problème puisque les erreurs de mesure ont pour effet « d'écraser » la courbe, soit la relation entre les dépenses en électricité (variable dépendante) et les dépenses totales (variable indépendante), et de biaiser les coefficients. Les erreurs de mesures font en sorte que l'espérance du terme d'erreur, sachant les variables indépendantes, n'est pas zéro tel qu'illustré aux équations 3 et 4. Cela s'explique par le fait qu'il y a un terme d'erreur supplémentaire qui correspond au bruit causé par les erreurs de mesure. Ainsi, le théorème de Gauss-Markov n'est pas respecté. Le « signal » envoyé par la variable indépendante est beaucoup moins clair, ce qui a pour effet de réduire l'impact de celle-ci sur la variable dépendante et par conséquent, de mener à un coefficient plus près de zéro.

Équation 3

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1(x_i + \text{bruit}_i) + \varepsilon_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + (\beta_1 \text{bruit}_i + \varepsilon_i)$$

Équation 4

$$E[\varepsilon_i | x_i] \neq 0$$

Ignorer les erreurs de mesures mène donc à une sous-estimation des coefficients qui peut avoir un important impact sur les estimations des courbes d'Engel et sur les politiques publiques qui découleront des estimations (Kedir et Girma, 2003). Kedir et Girma ont trouvé dans le cas de leur étude sur la consommation de nourriture en Éthiopie que le fait d'omettre de corriger pour ces erreurs a pour résultat de surestimer le niveau de richesse d'environ 25% de la population (Kedir et Girma, 2003). Hausman et al. (1995) estiment que 42% de la variance totale des dépenses est causée par les erreurs de mesure. C'est pourquoi nous optons pour un modèle utilisant des variables instrumentales. Nous réglons le problème d'erreur de mesure en utilisant la même méthode que Lewbel (1996), soit en employant les dépenses totales comme variable explicative et le revenu total comme instrument dans notre modèle. Par contre, les dépenses totales sont évaluées en additionnant toutes les dépenses rapportées par les ménages. Ainsi, il doit y avoir des erreurs de mesure pour les dépenses rapportées par les ménages pour un ou plusieurs des biens (Lewbel, 1996). Il est donc possible que les dépenses en électricité, qui est notre variable dépendante, souffrent d'erreurs de mesure. Cela peut potentiellement être problématique dans un modèle non linéaire comme le tobit avec variable instrumentale. C'est un enjeu important à souligner, mais pour lequel nous n'avons pas apporté de solution. Par

ailleurs, nous ne faisons pas l'hypothèse que les erreurs de mesure sont les mêmes entre les données microéconomiques et macroéconomiques. Nous faisons l'hypothèse qu'il n'y a pas d'erreurs de mesures dans les données macroéconomiques.

Lorsque l'on compare les résultats provenant des moindres carrés ordinaires par rapport au modèle corrigeant les erreurs de mesures, on s'aperçoit que les écarts types sont plus élevés pour le modèle corrigeant les erreurs de mesures, ce qui est conséquent avec le dilemme biais-variance (Sammot et Webb, 2011). L'utilisation de variables instrumentales a pour effet de réduire le biais vers zéro au prix d'une variance plus élevée.

L'approche par fonction de contrôle consiste à traiter le problème d'endogénéité comme un problème de variable omise. À la première étape, on estime la variable explicative endogène du modèle sur les instruments. On utilise les résidus de la première étape pour les ajouter comme variable explicative dans la régression de la deuxième étape. Si le coefficient des résidus est significatif, cela veut dire qu'il y a un problème d'endogénéité (d'erreur de mesure dans ce cas-ci) et donc que l'utilisation des moindres carrés ordinaires est à proscrire, car on obtiendrait des estimateurs biaisés. Des fonctions de contrôles ont été faites pour chaque pays afin d'évaluer si le problème d'erreur de mesure était important. Pour 13 des 15 pays, les résidus étaient significatifs à un niveau de confiance de 99%. Les erreurs de mesures sont donc importantes et il est primordial de les corriger.

Il existe aussi de l'endogénéité dans le modèle qui est causée par un problème de simultanéité. Les dépenses en électricité peuvent augmenter la richesse d'un ménage ou encore, la richesse d'un ménage peut faire en sorte qu'il consomme davantage d'électricité. Wolfram et al. (2012) a également discuté de cette causalité qui peut aller dans les deux directions. Malheureusement, il est impossible de contourner ce problème puisque nous n'avons pas d'équation décrivant l'effet de l'électricité sur le revenu. De plus, nous n'avons aucun moyen d'observer une variation exogène dans les revenus des ménages.

3.1.6 Effets fixes

Nous ne connaissons pas le prix payé par les ménages pour l'électricité dans les différentes régions de chaque pays couvert par notre échantillon, qui comptent en moyenne 16 régions par pays. Nous avons donc opté pour l'utilisation d'effets fixes afin de tenir compte des différences de prix entre régions qui ne sont pas observées. Harrison Fell, Shanjun Li, et Anthony Paul (2014)

soutiennent que les ménages ne répondent pas aux prix marginaux comme la théorie le suggère, mais plutôt aux prix moyens, car les ménages font face à une multitude de prix selon leur consommation, ce qui peut faire en sorte que la compréhension de la facture d'électricité par les consommateurs est ardue. De plus, la facture est envoyée après la période de consommation. Ces éléments font en sorte que le consommateur ne connaît probablement pas la structure de prix marginaux. De surcroît, toujours selon ces auteurs, il peut être irréaliste de croire que les consommateurs peuvent contrôler leur consommation en tout temps. Ainsi, il est difficile pour les consommateurs d'optimiser leur consommation selon la structure de prix. Leur hypothèse a été confirmée dans plusieurs études au cours des années. L'utilisation des effets fixes pour « absorber » l'effet des différences de prix entre régions qui ne sont pas mesurées dans nos données s'avère valable puisque les ménages répondent aux prix moyens. Nous faisons ainsi l'hypothèse que tous les ménages au sein d'une même région font face au même prix.

Les variables dichotomiques créées pour chacune des régions des différents pays ont été incluses dans le modèle non seulement pour tenir compte des différences de prix, mais également pour prendre en compte d'autres caractéristiques propres aux différentes régions comme la température, le niveau de développement (qui peut se traduire notamment par des coupures d'électricités plus ou moins fréquentes), les caractéristiques sociales et les habitudes des individus concernant la consommation d'électricité (Filippini et Pachauri, 2004). De plus, ces effets fixes ont pour effet d'enlever les variations systématiques de dépenses totales des ménages entre les régions. Ainsi, l'effet des différences de niveau de richesse entre les régions disparaît. Par conséquent, le coefficient pour les dépenses totales est estimé seulement grâce aux variations de dépenses totales à l'intérieur de chaque région.

Dans le but de démontrer l'impact des différences de prix entre les régions, nous avons comparé les régressions effectuées à l'aide des moindres carrés ordinaires avec et sans les effets fixes par région à l'intérieur de chaque pays dans le but d'évaluer la significativité des différences. Il n'est pas possible d'effectuer cette analyse à l'aide d'un modèle tobit avec variable instrumentale. Notre logiciel de statistique ne produit pas de sortie de données permettant d'obtenir cette information avec ce modèle, puisque d'une part, il n'est pas en mesure de converger lorsque les effets fixes pour toutes les régions de tous les pays sont inclus dans le modèle et d'autre part, il n'existe pas d'option permettant de connaître le pourcentage de la variance dû aux effets fixes.

C'est pourquoi les moindres carrés sont utilisés. Dans chaque pays, les coefficients pour la variable qui nous intéresse, soit les dépenses totales, ne bougent pratiquement pas. De plus, la variance provenant des différences entre régions à l'intérieur d'un même pays n'est pas très élevée avec une moyenne inférieure à 5% et seulement deux pays se situant au-dessus de 10%. Les différences de prix entre régions d'un même pays ne semblent donc pas être très corrélées avec les dépenses totales des ménages comme le montre l'illustration 12.

Illustration 12 : Pourcentage de la variance dû aux différences entre régions à l'intérieur d'un pays

| Pays | Pourcentage de la variance | Pays | Pourcentage de la variance |
|--------------|-----------------------------------|------------------|-----------------------------------|
| Albanie | 3,87% | Ouganda | 5,69% |
| Bulgarie | 6,29% | Pakistan | 3,40% |
| Burkina Faso | 1,44% | Serbie | 3,19% |
| Ghana | 5,52% | Tadjikistan | 2,22% |
| Liberia | 0,68% | Tanzanie | 3,56% |
| Malawi | 1,58% | Timor oriental | 3,13% |
| Mali | 2,56% | Moyenne des pays | 4,67% |
| Niger | 15,07% | Tous les pays | 36,26% |
| Nigeria | 11,89% | | |

3.1.7 Exclusion de données

Certaines observations ont dû être exclues, notamment lorsqu'il y avait des valeurs manquantes pour les variables sélectionnées pour notre modèle. Le nombre d'observations manquant des valeurs est inférieur à 1% des observations totales, ce qui fait en sorte que l'exclusion de ces ménages n'a que très peu d'impact sur les résultats des régressions. C'est d'ailleurs ce qui a été fait par Pachauri (2004). Les ménages n'ayant rapporté aucune dépense sont également exclus. Ce fut également le cas pour les ménages n'ayant pas répondu à certaines questions en lien avec les autres variables indépendantes utilisées dans notre modèle comme la taille du ménage.

De plus, d'autres observations ont été exclues parce qu'elles présentaient visiblement des erreurs lors de l'entrée de données. Ce fut le cas pour les observations ayant des dépenses en électricité négatives. Les ménages ayant rapporté des dépenses de plus de 30 000\$US et n'ayant

pas de dépense en électricité sont exclus ainsi que les observations ayant un pourcentage des dépenses totales consacrées à l'électricité de 20% et plus. Ce pourcentage est largement supérieur à la moyenne de l'échantillon avant d'effectuer cette exclusion. La moyenne du pourcentage des dépenses consacré à l'électricité avant exclusion est de 3,85% des dépenses totales. De plus, ce pourcentage est largement supérieur aux dépenses totales en énergie des ménages dans les pays en développement (Heltberg, 2003) et il est largement supérieur à la moyenne du pourcentage de dépenses alloué à l'électricité dans plusieurs pays en développement (Bacon, Bhattacharya et Kojima, 2010).

Les ménages ayant rapporté des dépenses ou des revenus de 1 million de dollars américains et plus sont exclus puisque ces ménages sont très peu nombreux. Le faible nombre d'observations fait en sorte qu'il est difficile d'estimer l'élasticité-dépense de manière précise pour cette population, ce qui peut mener à des conclusions erronées. Par exemple, au Canada, les dépenses moyennes d'un ménage en 2010 se situaient à 72,075 dollars canadiens (Statistique Canada, 2018) et donc à 69 964 dollars américains. Dans l'échantillon, seulement 581 ménages possèdent des dépenses égales ou supérieures à ce montant. Ces ménages ne représentent que 0,67% de l'échantillon total. De plus, ces ménages fortunés ne sont pas le point central de ce mémoire. Les estimations sont effectuées de manière analogue à Kedir et Girma (2003), soit sur un échantillon excluant les 5% des ménages les plus pauvres et les 5% des ménages les plus riches. Cette décision de choisir ces points plutôt que d'autres pour exclure certaines observations de l'étude est relativement arbitraire (Kedir et Girma, 2003).

3.1.8 Non-linéarité

Nous suspectons que la relation entre les dépenses en électricité et les dépenses totales n'est pas linéaire. Kedir et Girma (2003) ont étudié la consommation de nourriture des ménages dans un pays en développement lorsqu'il y a des erreurs de mesures. Ils ont observé que la courbe d'Engel est non linéaire (Kedir et Girma, 2003).

Pour les modèles non linéaires, les méthodes conventionnelles de variables instrumentales mènent à des estimations qui ne convergent pas (Amemiya, 1985). Il est tout de même possible d'utiliser un modèle non linéaire. Cependant, c'est une entreprise assez complexe. Pour contourner ce problème, nous utilisons un modèle linéaire, mais nous divisons l'échantillon par quartiles et nous effectuons une régression pour chacun des quartiles afin d'évaluer s'il y a

effectivement non-linéarité. Les graphiques réalisés à l'aide de courbes non paramétriques qui sont à l'annexe 7.2 permettent d'observer cette non-linéarité.

Lorsque nous divisons les observations en quartiles égaux selon les dépenses totales des ménages, nous émettons l'hypothèse qu'il y a linéarité à l'intérieur de ce quartile. Il s'agit bien évidemment d'une approximation. C'est la méthode qui a été adoptée afin d'évaluer s'il existe une différence au niveau de l'élasticité-revenu (ou élasticité-dépense) selon le niveau de revenu (ou de dépenses totales) des ménages. L'illustration 13 montre la division des quartiles selon les niveaux de dépenses totales des ménages.

Illustration 13 : Répartition des observations par quartile selon les dépenses totales des ménages

| Quartile | Montant de dépense (USD) |
|-----------------|--------------------------|
| 1 ^{er} | 264\$ à 1245\$ |
| 2 ^e | 1245\$ à 3306\$ |
| 3 ^e | 3306\$ à 7911\$ |
| 4 ^e | 7911\$ à 27011\$ |

3.1.9 Modèle choisi

Nous avons fait le choix de ne pas utiliser un système de demande. Ces modèles permettent d'étudier le comportement des consommateurs et plus précisément, « la façon dont la consommation d'un panier de biens varie à l'issue d'un changement de prix ou de budget. » (Robin, 1999) Un système de demande est composé de k équations, soit selon le nombre de biens dans le panier de consommation. « La fonction de demande d'un bien quelconque i est la quantité de bien i consommée par un individu ou ménage donné lorsque le vecteur des prix des biens est (p_1, \dots, p_k) et le budget total x . » (Robin, 1999) Il existe plusieurs modèles faisant appel aux systèmes de demande, notamment le modèle AIDS (Almost Ideal Demand System) qui est un des plus populaires. Ce modèle utilise le pourcentage des dépenses totales pour un bien i comme variable explicative. Dans notre cas, il n'est pas possible d'opter pour ce type de modèle requérant un système de demande, car nous ne détenons pas les prix pour l'électricité de chacune des régions et pour chacun des pays, alors que ceux-ci sont essentiels pour ces modèles.

Pour être en mesure de régler le problème lié aux données censurées ainsi que le problème d'erreur de mesure pour les données microéconomiques, nous utilisons un modèle tobit avec variable instrumentale, un IVtobit. Ce modèle est approprié lorsque la ou les variables endogènes sont continues comme c'est le cas ici pour les dépenses totales. Le modèle tobit avec variable instrumentale utilise l'estimateur du maximum de vraisemblance. La fonction de vraisemblance des modèles tobit est construite en deux parties. La première partie est identique à un probit et la deuxième est analogue à une fonction de vraisemblance standard avec un modèle linéaire. Voici une courte présentation du modèle en question:

Si nous n'avions pas de variable endogène, l'équation 5 serait l'équation de notre modèle. Cette équation représente un simple modèle tobit.

Équation 5

$$E_i^* = \beta_0 + \beta_1 ldep_i + \beta_2 hhsz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_p + u_i$$

$$E_i = \begin{cases} E_i^* & \text{si } E_i^* > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Toutefois, puisque notre variable d'intérêt $ldep$ est endogène, nous employons un modèle à deux étapes. Ainsi, la première étape présentée à l'équation 6 consiste en une régression de notre variable endogène sur notre instrument, $lrev$, ainsi que les autres variables explicatives afin d'obtenir \widehat{ldep} .

Équation 6

$$ldep_i = \theta_0 + \theta_1 lrev_i + \theta_2 hhsz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_p + v_i$$

Ensuite, à la deuxième étape, nous utilisons les résultats obtenus à la première étape. Ainsi, nous remplaçons $ldep$ par \widehat{ldep} dans l'équation 5 afin d'éliminer la corrélation entre $ldep$ et le terme d'erreur et d'estimer la consommation d'électricité sans biais tel que présenté à l'équation 7.

Équation 7

$$E_i^* = \beta_0 + \beta_1 \widehat{ldep}_i + \beta_2 hhsz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_p + \varepsilon_i$$

$$E_i = \begin{cases} E_i^* & \text{si } E_i^* > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Où le terme d'erreur ε_i n'est pas corrélé avec $ldep$, $hhsz$, $urban$, $capital$ et les effets fixes.

Des effets fixes pour chaque région sont utilisés lorsque nous évaluons les pays individuellement. Lorsque les observations de tous les pays sont groupées ensemble, des effets fixes pour chacun des pays sont utilisés. Nous procédons de cette façon puisqu'il est impossible pour le modèle de converger lorsque des effets fixes pour chacune des régions sont utilisés en ayant toutes les observations de tous les pays groupées, car nous avons 245 régions au total dans notre échantillon.

Les variables de contrôle mentionnées précédemment sont utilisées dans l'ensemble des estimations à moins d'une indication contraire. Lorsque nous tentons d'évaluer la présence de non-linéarité, nous utilisons le même modèle ainsi que les mêmes variables. Nous avons donc choisi d'utiliser un modèle à une équation qui permet de régler les principaux problèmes auxquels nous faisons face.

Des variables en logarithme ont été créées pour les dépenses totales et le revenu total des ménages. Elles sont utilisées puisque, comme nous pouvons le voir à l'aide des graphiques présentés à l'annexe 7.2, la forme de la courbe des différents pays semble davantage similaire à une courbe en logarithme qu'à une droite linéaire. Par contre, tel qu'expliqué précédemment, la variable dépendante, les dépenses en électricité, n'est pas en logarithme, car la transformer en logarithme aurait pour effet de causer la perte de toutes les observations qui ne consomment pas d'électricité lors de nos estimations. Notre forme fonctionnelle est donc linéaire-logarithmique. Les équations 8 sont analogues aux équations 1 et sont les équations de base qui seront estimées et pour lesquelles les résultats seront présentés dans le prochain chapitre. L'illustration 14 présente la description des variables présentes aux équations 8.

Équations 8

$$ldep_i = \theta_0 + \theta_1 lrev_i + \theta_2 hhsz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_p + v_i$$

$$E_i = \beta_0 + \beta_1 \widehat{ldep}_i + \beta_2 hhsz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_p + \varepsilon_i$$

Illustration 14 : Description des variables utilisées

| Variable | Description |
|-------------|---|
| E_i | Dépenses annuelles des ménages pour l'électricité |
| $ldep_i$ | Dépenses annuelles totales des ménages en logarithme |
| $lrev_i$ | Revenu annuel total des ménages en logarithme |
| $hsize_i$ | Taille des ménages |
| $urban_i$ | Variable dichotomique pour les ménages vivant en milieu urbain |
| $capital_i$ | Variable dichotomique pour les ménages vivant dans la capitale de leur pays |
| FE_p | Effets fixes par pays |
| FE_r | Effets fixes par région |

Finalement, les élasticités présentées dans le chapitre sur les résultats sont évaluées à l'aide de la forme $eydx$ (voir l'équation 9) puisque notre variable indépendante d'intérêt, les dépenses totales, est transformée en logarithme. Ainsi, cette forme nous permet d'interpréter les élasticités comme un changement de $x\%$ aux dépenses en électricité pour un changement de dépenses totales de 1%.

Équation 9

$$eydx = \frac{dy}{dx} \times (1/y)$$

3.1.9.1 Pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité comme variable dépendante

Nous avons également décidé de présenter les résultats provenant de régressions effectuées avec le pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité comme variable dépendante. Tout ce qui a été présenté précédemment concernant la méthodologie s'applique également pour cette approche, qui par ailleurs présente l'avantage de réduire la variance des résidus. Par contre, un problème se présente lorsque cette méthode est utilisée. Effectivement, comme nous l'avons présenté précédemment, il existe des erreurs de mesures au niveau des dépenses totales. Lorsque nous créons une variable pour le pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité, nous créons une variable biaisée, car le dénominateur est biaisé (Lewbel, 1996).

Les élasticités pour la section où la variable dépendante est le pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité sont calculées pratiquement de la même façon que les élasticités estimées lorsque la variable dépendante n'est pas transformée en pourcentage des dépenses

totales puisque nous les calculons avec la forme $eydx$. Cependant, nous ajoutons + 1 aux résultats afin de pouvoir comparer les élasticités provenant des deux formes fonctionnelles tel que présenté à l'équation 10. Une élasticité de 0 en pourcentage des dépenses totales correspond à une élasticité de 1 lorsque la variable dépendante n'est pas transformée. Ainsi, l'ajout de +1 à l'élasticité fait en sorte qu'elle peut être interpréter comme une élasticité-dépense (ou élasticité-revenu), comme c'est le cas lorsque la variable dépendante n'est pas transformée en pourcentage des dépenses totales.

Équation 10

$$eydx + 1 = \frac{dy}{dx} \times \left(\frac{1}{y}\right) + 1$$

3.2 Données macroéconomiques

Le modèle employé avec les données macroéconomiques est les moindres carrés ordinaires. De plus, la forme fonctionnelle choisie est la forme double logarithmique. Cette sous-section vise à présenter les données utilisées ainsi qu'à expliquer les facteurs qui font en sorte que le modèle choisi est plus simple que celui choisi pour les données microéconomiques.

3.2.1 Données

Les données macroéconomiques pour ce projet de recherche proviennent de deux sources. Nous utilisons les données de la Banque mondiale sur la consommation par pays, par ménage pour l'année 2010 en dollars américains. Ces données sont estimées à partir de sondages sur la consommation des ménages dans chaque pays. Ces sondages sont en fait, pour plusieurs d'entre eux, les mêmes sondages qui font partie de notre échantillon microéconomique. Par contre, il y a davantage de pays qui sont couverts par ces données macroéconomiques, car la majorité des sondages et des données microéconomiques ne sont pas disponibles sur le site de la Banque mondiale. Ces sondages sont donc semblables aux sondages utilisés au niveau microéconomique dans le cadre de ce projet de recherche. Les dépenses totales des ménages sont rapportées ainsi que les dépenses dans certains secteurs, notamment l'électricité.

Le deuxième ensemble de données provient du GTAP 6 Data Base, qui représente l'économie mondiale pour l'année 2001, en dollars américains. Les données sur l'énergie du GTAP 6 Data Base, soit de la série 43, proviennent de l'International Energy Agency². Pour le revenu, nous

² <https://www.gtap.agecon.purdue.edu/databases/v6/default.asp>

utilisons le PIB par habitant et nous le multiplions par le nombre d'habitants moyen par ménage de chaque pays afin d'obtenir un revenu moyen des ménages par pays. La grande majorité des pays présents dans cet ensemble de données sont beaucoup plus riches que les pays de notre échantillon microéconomique.

Lorsque nous effectuons des régressions avec les ensembles de données macroéconomiques, nous incluons également les mêmes variables de contrôle que nous utilisons pour les données microéconomiques. Par contre, dans le cas des données macroéconomiques, il s'agit de moyennes pour chaque pays. Nous avons donc la proportion de ménages vivant dans la capitale à l'intérieur d'un pays, la proportion de ménage étant établie dans un milieu urbain ainsi que la moyenne de membres par ménages.

3.2.2 Standardisation et hypothèses liées à la standardisation

Pour être en mesure d'utiliser les données macroéconomiques, il était primordial d'obtenir le nombre de ménages dans chaque pays afin de diviser les variables de dépenses en électricité et de dépenses totales (dans le cas des données de la Banque mondiale) ou de revenu total (dans le cas des données de l'IEA) par le nombre de ménages. Les données utilisées proviennent de la division de statistique des Nations Unies et d'Eurostat pour l'année 2010. Lorsque le nombre de ménages n'était pas disponible pour cette année, l'année la plus près ou encore la moyenne de deux années permettant la meilleure approximation du nombre de ménages en 2010 a été utilisée³. Lorsque l'information obtenue concernant le nombre de ménages est antérieure à l'année 2000, nous utilisons le ratio de la population sur le nombre de ménages pour extrapoler à l'année 2010 en multipliant ce ratio par la population du pays pour l'année 2010 provenant des « World Development Indicators ». Nous faisons l'hypothèse que le ratio ne change pas, bien que cette approximation n'est probablement pas exacte.

3.2.3 Modèle choisi

Dans le cas des données macroéconomiques, nous n'avons pas de données groupées à zéro. Ainsi, le problème de données censurées n'est pas présent. De plus, nous avons fait l'hypothèse qu'il n'y a pas d'erreurs de mesure avec ces données. Par conséquent, nous n'avons pas à utiliser de variable instrumentale. Cela fait en sorte qu'il est correct d'utiliser les moindres

³ <http://data.un.org/Data.aspx?d=POP&f=tableCode:330>
<http://data.un.org/Data.aspx?d=POP&f=tableCode:50>
<https://www.pordata.pt/en/Europe/Private+households+total+and+by+type+of+household+composition-1614>

carrés ordinaires. La forme fonctionnelle choisie est la forme double logarithmique. Le modèle avec les variables pour le revenu et les dépenses en électricité transformées en logarithme résulte en un R carré supérieur au modèle sans données transformées en logarithme. De plus, nous n'avons pas à composer avec des données censurées à zéro contrairement aux données microéconomiques, ce qui fait que l'utilisation des dépenses en électricité transformées en logarithme est correcte.

4. Présentation des données et analyse des résultats

Dans le but de bien analyser le comportement des ménages des pays en développement, nous effectuons une multitude de régressions et nous manipulons les données pour en extraire un maximum d'informations. Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats obtenus grâce à ces différentes manipulations. D'abord, les élasticités-dépense obtenues à l'aide de données microéconomiques seront présentées. La seconde section est consacrée aux élasticités-revenu et aux élasticités-dépenses trouvées à l'aide de données macroéconomiques. Finalement, la troisième section porte sur les résultats obtenus à l'aide de variables dépendantes qui correspondent au pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité.

4.1 Données microéconomiques

Les données microéconomiques comportent plusieurs avantages tels que décrits précédemment. Dans cette section, nous présentons d'abord une comparaison de différents modèles qui auraient pu être utilisés pour effectuer cette analyse. Par la suite, les élasticités-dépense obtenues lorsque nous regroupons toutes les données de tous les pays ensemble sont présentées. Ensuite, nous évaluons les élasticités-dépense de chaque pays. Par la suite, nous effectuons une simulation ainsi qu'une analyse du r-carré. Finalement, nous tenons compte de la non-linéarité en effectuant une analyse des résultats par quartile de dépenses totales des ménages.

4.1.1 Comparaison de différents modèles

Bien que nous ayons mentionné que le meilleur modèle permettant de tenir compte des différents problèmes auxquels nous faisons face au niveau méthodologique est le tobit avec variable instrumentale, il est tout de même intéressant de comparer les résultats provenant de ce modèle avec les résultats obtenus à l'aide d'autres modèles. Nous nous sommes servis de nos équations de base, les équations 1 présentées en introduction (les variables sont décrites à l'illustration 14), pour effectuer les régressions. Les résultats obtenus avec les différents modèles, sans pondération afin d'avoir un échantillon représentatif, sont présentés à l'illustration 15 alors que les résultats pondérés sont présentés à l'illustration 16. Un fait notable concernant les résultats est que la correction pour les erreurs de mesures à l'aide d'une variable instrumentale a pour effet d'augmenter l'élasticité-dépense, ce qui est cohérent avec la littérature sur le sujet. Les élasticités-dépense obtenues avec les données non pondérées à l'aide de modèles tobit sont inférieures à leur élasticité-dépense comparable, soit les moindres

carrés ordinaires dans le cas du tobit et les moindres carrés en deux étapes (2SLS) pour le tobit avec variable instrumentale alors que c'est le contraire pour les élasticités pondérées. Par ailleurs, dans la majorité des cas, les élasticités-dépense sont plus élevées pour les régressions pondérées comparativement aux régressions analogues non pondérées.

Illustration 15

| Élasticités-dépenses – Comparaison de différents modèles avec données non pondérées | | | | |
|---|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| VARIABLES | (1) MCO | (2) 2SLS | (3) Tobit | (4) IVtobit |
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 0.574*** (0.007) | 0.831*** (0.021) | 0.400*** (0.005) | 0.743*** (0.026) |
| Observations | 78,373 | 78,373 | 78,373 | 78,373 |

Écarts types entre parenthèses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Illustration 16

| Élasticités-dépenses – Comparaison de différents modèles avec données pondérées | | | | |
|---|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| VARIABLES | (1) MCO | (2) 2SLS | (3) Tobit | (4) IVtobit |
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 0.620*** (0.013) | 0.726*** (0.040) | 0.768*** (0.015) | 0.815*** (0.053) |
| Observations | 78,373 | 78,373 | 78,373 | 78,373 |

Écarts types entre parenthèses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.1.2 Modèle simple

Pour toutes les régressions subséquentes de cette section, le modèle tobit avec variables instrumentales est utilisé, à moins d'indications contraires. De plus, toutes les régressions effectuées à l'aide des observations groupées pour tous les pays sont pondérées dans le but d'être représentatives de la population, tel qu'expliqué dans le chapitre précédent. Les résultats présentés à l'illustration 17 sont des élasticités calculées pour chaque variable indépendante, suite à la régression présentée aux équations 1 effectuée à l'aide des observations de tous les pays qui sont groupées et pondérées. Les résultats proviennent de la même régression qui est

présentée à l'illustration 16 pour le tobit avec variable instrumentale. Cependant, l'illustration 17 présente également les élasticités obtenues pour les variables de contrôle. Nous obtenons une élasticité-dépense de 0,815. Celle-ci est significative à un niveau de confiance de 99 % et elle se situe dans un intervalle qui est cohérent avec la littérature. Les élasticités pour les variables de contrôle ne sont pas les facteurs sur lesquels nous mettrons l'accent. Toutefois, il est intéressant de noter que, contrairement aux études faites dans les pays développés, l'élasticité pour la taille du ménage est négative. Cela peut s'expliquer notamment par le fait que la moyenne de la taille des ménages est plus grande dans les pays plus pauvres de l'échantillon comme nous avons pu le voir dans la section présentant les données. Cette corrélation est de 0,065.

Illustration 17

| Élasticités - Tous les pays groupés et données pondérées | |
|--|----------------------|
| VARIABLES | (1) Élasticités |
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 0.815*** (0.053) |
| Taille du ménage | -0.062*** (0.005) |
| Ménage en milieu urbain | 0.633*** (0.032) |
| Ménage dans la capitale de son pays | 0.885*** (0.063) |
| Effets fixes | Oui |
| Observations | 78,373 |

Écarts types entre parenthèses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Lorsque nous utilisons les équations 11, qui sont très semblables aux équations 1 à l'exception des effets fixes qui sont par région plutôt que par pays et que nous effectuons une régression pour chacun des pays, nous obtenons les élasticités-dépense présentées à l'illustration 19. Les élasticités-dépense sont significatives pour 13 des 15 pays de l'échantillon. Les deux pays pour lesquels elles ne sont pas significatives sont parmi les pays ayant le moins d'observations et ayant le moins de ménages consommant de l'électricité. Par exemple, il n'y a que 24 ménages, soit 1,4 % des ménages de l'échantillon vivant au Liberia qui consomment de l'électricité. Dans le cas du Niger, il y a 166 ménages dans l'échantillon qui consomment de l'électricité. Par

conséquent, il est peu étonnant que l'élasticité-dépense ne soit pas significative pour ces deux pays.

Les élasticités-dépense sont très hétérogènes à travers les différents pays. Par exemple, nous obtenons une élasticité-dépense de 0,116 pour le Pakistan alors que pour l'Ouganda, nous estimons une élasticité-dépense de 2,506. Cependant, une tendance se dessine lorsque nous portons attention aux élasticités-dépense estimées et au niveau de richesse des pays en question. Effectivement, nous obtenons, dans l'ensemble, des élasticités-dépense plus faibles pour les pays plus riches de l'échantillon puisque, par exemple, pour la Bulgarie et la Serbie, nous obtenons des élasticités-dépense de 0,436 et 0,325 respectivement alors que pour la plupart des pays de l'échantillon, nous estimons des élasticités-dépense supérieures à un. Nous avons vérifié la corrélation entre les dépenses totales moyennes par pays et l'élasticité-dépense. Celle-ci est de -0,619, ce qui est élevé. Cette tendance à obtenir des élasticités-dépenses plus petites lorsque le niveau de richesse est plus élevé est conséquente avec la littérature. De plus, cela indique qu'il existe une convergence entre les pays plus pauvres et les pays de richesse moyenne.

L'illustration 18 permet de visualiser les courbes non paramétriques obtenues à partir des données et de constater l'ampleur de l'hétérogénéité entre les différents pays. Nous pouvons observer que les deux pays les plus riches de l'échantillon, la Serbie et la Bulgarie possèdent des courbes d'Engel relativement similaires et se situent plus ou moins au même niveau. Par contre, dans le cas des autres pays, l'amplitude de la pente varie grandement ainsi que l'ordonnée à l'origine. Cela indique une très grande hétérogénéité entre les ménages des différents pays, ce qui a pour conséquence de contredire l'hypothèse selon laquelle il est possible, à l'aide d'une seule courbe, de prédire la consommation d'électricité des ménages de tous les pays.

Équations 11

$$ldep_i = \theta_0 + \theta_1 lrev_i + \theta_2 hhsiz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_r + v_i$$

$$E_i = \beta_0 + \beta_1 \widehat{ldep}_i + \beta_2 hhsiz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_r + \varepsilon_i$$

Illustration 18

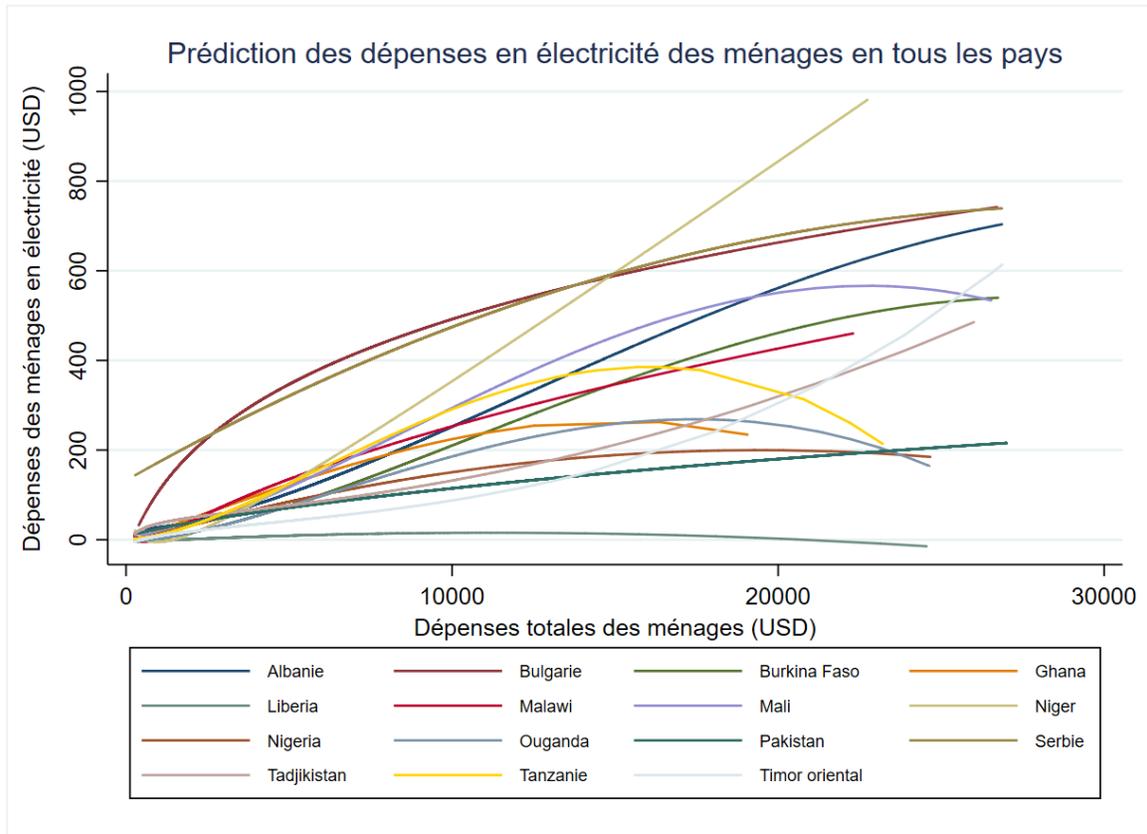


Illustration 19

| | | Élasticité-dépense par pays | | | | | | | | | | | | | | |
|--|----------|-----------------------------|----------|---------|-----------|----------|----------|---------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|--|
| VARIABLES | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) | (13) | (14) | (15) | |
| | Alb | Bul | BF | Ghana | Liberia | Malawi | Mali | Niger | Nigeria | Oug | Pak | Serbie | Tanz | Tadj | Timor | |
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 0.836*** | 0.436*** | 2.337*** | 0.77*** | 1.532 | 2.492*** | 1.192*** | 1.812 | 1.093*** | 2.506*** | 0.116*** | 0.325*** | 1.855*** | 0.368*** | 1.35*** | |
| | (0.053) | (0.023) | (0.526) | (0.129) | (158.463) | (0.253) | (0.301) | (1.321) | (0.132) | (0.239) | (0.014) | (0.044) | (0.213) | (0.056) | (0.376) | |
| Observations | 7,025 | 3,984 | 7,546 | 2,917 | 1,713 | 6,101 | 813 | 675 | 3,127 | 6,092 | 20,063 | 5,176 | 2,619 | 7,626 | 2,896 | |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.1.3 Simulations

L'ensemble des élasticités-dépense présentées dans ce projet de recherche ont été évaluées à la moyenne. Toutefois, il est probable que l'hétérogénéité des ménages fasse en sorte que ces élasticités-dépense ne soient pas représentatives de l'ensemble des ménages. Ce serait possible notamment si les ménages différaient dans leurs comportements selon leur niveau de revenu. C'est ce que nous testons dans cette section.

Pour évaluer la représentativité, nous effectuons une simulation simple. D'abord, nous effectuons une régression, à l'aide des équations 11 vues précédemment, qui nous permet d'évaluer les dépenses en électricité de chaque ménage. Ensuite, nous effectuons une deuxième régression à l'aide des équations 12 dans le but d'obtenir le niveau de dépenses en électricité de chaque ménage lorsque leur niveau de dépenses totales augmente de 1%. Ainsi, la distribution de richesse à travers les ménages ne change pas. Par la suite, nous calculons la moyenne des dépenses en électricité obtenue lorsque le niveau de dépense total est inchangé et la moyenne des dépenses en électricité lorsque les dépenses totales ont été augmentées de 1%. Finalement, nous évaluons le changement de dépenses moyennes en électricité entre les deux résultats et nous obtenons une élasticité.

Équations 12

$$l(dep_i * 1.01) = \theta_0 + \theta_1 l(rev_i * 1.01) + \theta_2 hhsz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_r + v_i$$
$$\hat{E}_i = \beta_0 + \beta_1 (l(\widehat{dep}_i * 1.01)) + \beta_2 hhsz_p + \beta_3 urban_p + \beta_4 capital_p + FE_r + \varepsilon_i$$

Nous avons effectué cet exercice pour chacun des pays ainsi que pour toutes les observations groupées tel que présenté à l'illustration 20. Nous obtenons des élasticités-dépense qui sont plus faibles que les élasticités-dépense présentées à l'illustration 19 pour tous les pays à l'exception du Pakistan. Les élasticités sont inférieures à un pour 12 des 15 pays alors que c'était le cas pour seulement 6 pays dans la sous-section précédente.

Les résultats semblent indiquer que le ménage moyen n'est pas représentatif, que la distribution des dépenses totales n'est pas uniforme et donc qu'il existe une importante hétérogénéité entre les agents puisque le niveau de dépenses totales a un effet hétérogène à travers les ménages. Ces résultats portent à conclure que l'utilisation de données macroéconomiques, qui par définition évaluent à la moyenne, ne sont pas adaptées pour évaluer la demande en électricité des ménages des pays en développement. De surcroît, il

semble également que si nous souhaitons avoir un portrait fidèle de la réalité, il est préférable de tenir compte du niveau de richesse des ménages lorsque nous utilisons des données microéconomiques puisque le comportement de ceux-ci semble varier en fonction de ce facteur.

Illustration 20 : Résultats des simulations

| Pays | Dépenses en électricité prédites | | Élasticités obtenues avec la simulation | Élasticités obtenues avec notre modèle |
|----------------|--|---|---|--|
| | Dépenses en électricité prédites | lorsque les dépenses totales augmentent de 1% | | |
| Albanie | 170,2 | 171,3 | 0,66 | 0,84 |
| Bulgarie | 582,4 | 584,4 | 0,34 | 0,44 |
| Burkina Faso | 69,4 | 70,1 | 1,07 | 2,34 |
| Ghana | 55,5 | 55,8 | 0,50 | 0,77 |
| Liberia | 3,0 | 3,1 | 1,06 | 1,53 |
| Malawi | 91,1 | 92,0 | 0,97 | 2,49 |
| Mali | 301,7 | 303,8 | 0,70 | 1,19 |
| Niger | 184,5 | 186,2 | 0,89 | 1,81 |
| Nigeria | 109,3 | 109,9 | 0,60 | 1,09 |
| Ouganda | 89,4 | 90,3 | 1,03 | 2,50 |
| Pakistan | 1246,1 | 1249,2 | 0,25 | 0,12 |
| Serbie | 237,0 | 237,9 | 0,38 | 0,33 |
| Tadjikistan | 34,7 | 34,8 | 0,20 | 0,37 |
| Tanzanie | 150,8 | 151,9 | 0,71 | 1,86 |
| Timor oriental | 84,3 | 84,8 | 0,59 | 1,35 |
| Tous les pays | 296,4 | 297,8 | 0,45 | 0,74 |

4.1.4 R carré – Évaluation de l'impact inter et intra pays

Un des objectifs de ce projet de recherche est d'évaluer l'importance de la variation de revenu à l'intérieur d'un pays comparativement à la variation du niveau de richesse entre pays. Ainsi, nous sommes en mesure d'évaluer l'importance de la distribution du revenu à l'intérieur d'un pays et donc de déterminer si nous pouvons occulter cette considération ou si nous devons en tenir compte lorsque nous cherchons à prédire l'évolution de la demande en électricité. Si la distribution du revenu à l'intérieur d'un pays n'était pas un facteur important, cela signifierait que nous pourrions utiliser des données macroéconomiques (qui comportent la moyenne des revenus) pour effectuer des régressions et comprendre la relation entre le revenu et la demande d'électricité. Un outil permettant de connaître la proportion de la variance de la

variable dépendante expliquée par les variables indépendantes est le coefficient de détermination, le R carré. Toutefois, le modèle tobit avec variable instrumentale ne produit pas de R carré, notamment parce que ce modèle ne vise pas à réduire la somme des erreurs. Cependant, nous décidons tout de même de construire un pseudo R carré pour obtenir une approximation.

Afin d'obtenir les résultats nous permettant d'évaluer le pseudo R carré, nous faisons d'abord une première régression avec les moindres carrés ordinaires sur tout l'échantillon, où les dépenses en électricité sont régressées sur les variables de contrôle et les effets fixes par pays tel qu'illustré à l'équation 13. Nous prenons ensuite la prédiction de cette régression et nous l'utilisons pour la deuxième étape, illustrée aux équations 14. Cette étape consiste en une régression avec un tobit avec variable instrumentale où la prédiction de la première étape est régressée sur une nouvelle variable des dépenses totales des ménages où nous prenons les dépenses totales de chacun des ménages et nous les soustrayons à la moyenne des dépenses totales des ménages de leur pays respectif.

Équation 13

$$E_i = \beta_0 + \beta_1 hhsiz e_i + \beta_2 urban_i + \beta_3 capital_i + FE_p + \varepsilon_i$$

Équation 14

$$dep_i = \theta_0 + \theta_1 (rev_i - \overline{rev_p}) + v_i$$

$$\hat{E}_i = \beta_0 + \beta_1 (\widehat{dep}_i - \overline{dep_p}) + \varepsilon_i$$

Le pseudo R carré est calculé en employant la formule illustrée à l'équation 15. Nous avons utilisé la prédiction des dépenses en électricité de chaque ménage, obtenue à partir de la régression effectuée tel que présentée aux équations 14. Ensuite, nous avons créé une variable d'erreur évaluant la différence, au carré, entre la prédiction ainsi que le niveau de dépenses en électricité rapporté par les ménages. Par la suite, nous avons additionné les résultats de notre variable d'erreurs des ménages pour chacun des pays. Ensuite, nous avons créé une variable évaluant la différence au carré entre les dépenses en électricité rapportées par les ménages et les dépenses moyennes en électricité des ménages. Par la suite, nous avons additionné les résultats de cette variable d'écart des ménages pour chacun des pays. Finalement, nous avons soustrait le ratio des erreurs de notre modèle sur la somme des écarts à un, pour obtenir notre pseudo R carré. Nous effectuons ces étapes pour chacun des pays et nous sommes en mesure

d'obtenir la proportion approximative de la consommation d'électricité qui est expliquée par la variation de dépenses totales à l'intérieur d'un pays. Les résultats de cet exercice sont présentés à l'illustration 21.

Équation 15

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \hat{E}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2}$$

Le pseudo R carré moyen représente une moyenne des pseudo R carrés des différents pays alors que le R carré groupé est pondéré par le nombre d'observations de chaque pays. Les résultats sont similaires dans les deux cas et se situent à 0,14. Le seul pays où l'écart de dépenses totales d'un ménage par rapport à la moyenne des dépenses totales de son pays possède un pouvoir explicatif très important est la Serbie avec un pseudo r-carré de 0,58. Pour tous les autres pays, le pseudo R carré se situe entre 0,04 et 0,21. L'écart entre la moyenne des pseudo R carrés des pays (0.14) et le pseudo R carré obtenu lorsque nous évaluons toutes les observations de tous les pays en même temps (0.02) est non négligeable. Il est donc important d'évaluer les différents pays individuellement et non de grouper toutes les observations de tous les pays puisqu'il semble y avoir des dynamiques distinctes à l'intérieur des différents pays, ce qui fait en sorte qu'il y a beaucoup de bruit lorsque toutes les observations de tous les pays sont groupées.

Illustration 21 : Résultats des pseudo R carrés pour l'écart de dépenses totales des ménages à la moyenne

| Pays | Pseudo R carré | Pays | Pseudo R carré |
|--------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|
| Albanie | 0,05 | Ouganda | 0,20 |
| Bulgarie | 0,04 | Pakistan | 0,07 |
| Burkina Faso | 0,12 | Serbie | 0,58 |
| Ghana | 0,21 | Tadjikistan | 0,14 |
| Liberia | -0,14 | Tanzanie | 0,14 |
| Malawi | 0,18 | Timor oriental | 0,19 |
| Mali | 0,06 | R2 moyen | 0,14 |
| Niger | 0,13 | R2 pondéré | 0,14 |
| Nigeria | 0,10 | Tous les pays | 0,03 |

Les résultats de cette sous-section indiquent que la distribution du revenu à l'intérieur d'un pays a un impact sur la consommation d'électricité. L'amplitude des pseudo R carrés présentés à l'illustration 21 nous indique qu'occulter la distribution de la richesse à l'intérieur d'un pays lorsque nous tentons d'estimer la demande pour l'électricité a pour effet de nous priver d'informations importantes et ainsi, nous mène à des estimations imprécises.

Nous aurions aimé être en mesure d'évaluer le R carré avec une régression tenant compte du PIB par ménage moyen provenant des données macroéconomiques et des données microéconomiques pour les dépenses totales de chaque ménage. Par conséquent, contrairement aux régressions présentées dans cette sous-section, nous aurions été en mesure d'évaluer l'impact du niveau de richesse du pays ainsi que le niveau de richesse des ménages en même temps et de voir quelle variable est la plus importante. De plus, cela aurait permis une comparaison entre les données microéconomiques et les données macroéconomiques à l'intérieur de la même régression. Cependant, il n'est pas possible d'effectuer cette régression, car le modèle permet seulement une régression par pays.

4.1.5 Non-linéarité

Les simulations présentées précédemment nous ont permis de soupçonner une différence de comportement des ménages selon le niveau de dépenses totales des ménages. Un des objectifs de ce projet de recherche est également d'évaluer l'importance du niveau de richesse des ménages sur l'élasticité-dépense. Dans un premier temps, nous avons groupé les données de l'ensemble des pays de l'échantillon afin d'avoir un portrait global des différences entre les différents niveaux de richesse des ménages. Pour bien observer les différences de comportement selon le niveau de richesse des ménages, nous avons divisé les observations par quartiles et nous avons effectué une régression pour chacun des quartiles. Ces régressions effectuées à l'aide de nos équations de base, les équations 1, nous permettent d'observer une différence marquée entre les deux premiers quartiles et les deux derniers comme démontré à l'illustration 22. Effectivement, nous obtenons une élasticité-dépense supérieure à un pour les deux premiers quartiles, ce qui signifie qu'une augmentation des dépenses totales d'un pour cent mène à une augmentation supérieure à un pour cent des dépenses en électricité. Par contre, les deux derniers quartiles possèdent une élasticité-dépense inférieure à un, ce qui indique qu'une augmentation des dépenses totales d'un pour cent mène à une augmentation inférieure à un pour cent des dépenses d'électricité. Nous avons également réalisé le même

exercice à l'aide de données groupées pondérées présenté à l'illustration 23. Les résultats ainsi que les tendances sont très semblables aux résultats obtenus à l'aide des données non pondérées, à l'exception de l'élasticité-dépense du premier quartile qui est plus élevée avec les données pondérées. Par ailleurs, le niveau de significativité est moindre avec les données pondérées.

La chute considérable de l'élasticité-dépense entre le deuxième et le troisième quartile nous a incités à analyser davantage les observations de ces deux quartiles. L'illustration 24 présente les résultats de régressions effectuées sur deux sous-groupes comportant des observations du deuxième et du troisième quartile. Nous observons sans grande surprise que l'élasticité-dépense pour ces ménages se situe entre l'élasticité-dépense obtenue pour le deuxième quartile et l'élasticité-dépense obtenue pour le troisième quartile. Cela suggère une pente relativement linéaire de l'élasticité-dépense pour les ménages se situant dans le deuxième et le troisième quartile, ce qui semble cohérent avec l'idée d'une courbe d'Engel en S. De plus, ces résultats sont conséquents avec la littérature qui semble indiquer qu'un niveau de revenu plus élevé mène à une élasticité-revenu plus faible. Cette tendance est donc observée, non seulement à travers les pays, mais également à travers les ménages. Wolfram et al (2012) constatent également ceci et considèrent que cela s'explique notamment par le fait que les ménages plus fortunés possèdent déjà des appareils énergivores alors que ce n'est pas le cas pour les ménages plus pauvres qui commencent à s'en procurer et ainsi voient leur consommation d'électricité s'accroître de manière importante. Il se peut également que les ménages plus fortunés se procurent des appareils qui sont moins énergivores et plus efficaces lorsque leur revenu augmente. L'illustration 25 donne un aperçu de la répartition du nombre d'observations par quartile par pays. Les observations pour les deux premiers quartiles sont bien réparties entre les différents pays alors que dans le cas du troisième quartile et dans une plus grande mesure pour le quatrième quartile, le Pakistan occupe une place plus importante. Cela s'explique par le fait que nous avons beaucoup d'observations qui viennent de ce pays comparativement aux autres pays. Par conséquent, la pondération est d'autant plus importante lorsque nous estimons par quartile.

Illustration 22

Élasticités-dépense de l'ensemble des observations par quartile – non pondérées

| VARIABLES | (1) 1 ^{er} quartile | (2) 2 ^e quartile | (3) 3 ^e quartile | (4) 4 ^e quartile |
|---|---------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.271** (0.554) | 1.230*** (0.382) | 0.675*** (0.212) | 0.446*** (0.056) |
| Observations | 19,593 | 19,594 | 19,593 | 19,593 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Illustration 23

Élasticités-dépense de l'ensemble des observations par quartile – pondérées

| VARIABLES | (1) 1 ^{er} quartile | (2) 2 ^e quartile | (3) 3 ^e quartile | (4) 4 ^e quartile |
|---|---------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.525 (1.000) | 1.243* (0.690) | 0.632 (0.568) | 0.467** (0.204) |
| Observations | 19,593 | 19,594 | 19,593 | 19,593 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Illustration 24

Élasticités-dépense de sous-groupes

| VARIABLES | (1) Dépenses totales de 2200 à 5500 USD | (2) Dépenses totales de 2700 à 4500 USD |
|---|--|--|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 0.882** (0.357) | 0.856 (1.292) |
| Observations | 19,864 | 11,078 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Illustration 25

| Répartition des observations par pays et par quartile | | | | |
|---|---------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| Pays | (1) 1er quartile | (2) 2e quartile | (3) 3e quartile | (4) 4e quartile |
| Albanie | 37 | 1250 | 4318 | 1420 |
| Bulgarie | 217 | 1193 | 1589 | 985 |
| Burkina Faso | 2686 | 3199 | 1356 | 305 |
| Ghana | 1457 | 1186 | 257 | 17 |
| Liberia | 228 | 834 | 578 | 73 |
| Malawi | 4022 | 1621 | 362 | 96 |
| Mali | 46 | 239 | 332 | 196 |
| Niger | 178 | 283 | 156 | 58 |
| Nigeria | 842 | 1551 | 597 | 137 |
| Ouganda | 3499 | 1822 | 625 | 146 |
| Pakistan | 82 | 994 | 5905 | 13082 |
| Serbie | 35 | 470 | 1849 | 2822 |
| Tadjikistan | 3735 | 2737 | 986 | 168 |
| Tanzanie | 1065 | 1180 | 332 | 42 |
| Timor oriental | 1464 | 1035 | 351 | 46 |
| <i>Total</i> | 19593 | 19594 | 19593 | 19593 |

Dans un deuxième temps, nous avons vérifié s'il existe un écart important entre les ménages d'un même niveau de revenu vivant dans des pays différents. De cette manière, nous sommes en mesure d'avoir un portrait plus fidèle de la réalité à travers les différents pays.

Le tableau de l'illustration 26 a été construit dans le but d'alléger la présentation dans la mesure où une régression a été effectuée pour chaque quartile et pour chaque pays, ce qui fait un total de 56 régressions. Ces régressions proviennent des équations 11. Les effets fixes utilisés ici sont donc des effets fixes pour chaque région et non pour chaque pays. Par ailleurs, dans tous les cas, les effets fixes ainsi que les variables de contrôle ont été inclus dans les régressions. Nous avons procédé de cette façon puisqu'il n'est pas possible d'évaluer la pente pour plusieurs pays dans la même régression, car le modèle devient trop complexe et ne converge pas, ou encore, nous devons faire trop de concessions au point de vue méthodologique, notamment en ce qui a trait

aux erreurs de mesures et aux effets fixes pour faire en sorte que le modèle converge. Effectuer une régression par quartile par pays s'avère donc le meilleur compromis.

En ce qui a trait au Liberia, le modèle ne converge pas étant donné le faible nombre de ménages dans l'échantillon consommant de l'électricité, ce qui nous empêche d'évaluer l'élasticité-dépense par quartile. Ce phénomène se produit également pour certains quartiles dans quelques pays. De plus, pour la très grande majorité des régressions, les élasticités-dépense ne sont pas significatives. Par contre, nous pouvons observer que dans la plupart des cas, celles-ci diminuent lorsque l'on passe du quartile le plus pauvre au quartile le plus riche. C'est d'ailleurs ce que nous observons pour la Bulgarie, le seul pays ayant des élasticités significatives pour l'ensemble des quartiles.

Nous tenons à présenter ce tableau parce qu'il permet d'obtenir quelques résultats intéressants, mais également parce que nous sommes conscients des limites de la méthodologie des résultats présentés aux illustrations 22 et 23. Celle-ci permet d'obtenir une vue d'ensemble, mais elles occultent le fait qu'il existe de l'hétérogénéité entre les pays alors que l'objectif de ce projet de recherche est d'évaluer s'il existe une trop grande différence entre les pays pour utiliser uniquement des données macroéconomiques lorsque nous souhaitons estimer la demande d'électricité des ménages.

Illustration 26

| Élasticité-dépense par pays et par quartile – Dépenses en log | | | | |
|---|--------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Pays | 1 ^{er} quartile | 2 ^e quartile | 3 ^e quartile | 4 ^e quartile |
| Albanie | -1.281 (7.595) | 0.765 (0.551) | 0.876*** (0.269) | 0.864*** (0.253) |
| Bulgarie | 0.623** (0.310) | 0.595*** (0.127) | 0.512*** (0.163) | 0.377* (0.200) |
| Burkina Faso | 3.352 (8,624.902) | 2.595 (9.359) | 1.179 (3.532) | 1.465 (4.196) |
| Ghana | 0.780 (0.895) | 0.604 (0.866) | 0.942 (2,142.244) | 0.112 (0.587) |
| Malawi | 4.585 (20,603.934) | 2.300 (1.914) | | 1.184 (42,242.431) |
| Mali | | 2.295 (7.947) | 1.020 (3.870) | 1.005 (2.773) |
| Niger | | 1.577 (192.471) | 1.293 (3.696) | |
| Nigeria | 2.870 (54,026.117) | 1.043 (189.051) | 0.505 (623.895) | 0.745 (5,277.944) |
| Ouganda | 3.561 (21,910.959) | 2.530* (1.456) | 1.593 (1.524) | -0.124 (3.024) |
| Pakistan | 0.660 (1.069) | 0.572 (0.409) | 0.159 (0.123) | 0.098*** (0.036) |
| Serbie | 0.826 (1.565) | 0.547 (0.909) | 0.307 (0.686) | 0.406*** (0.130) |
| Tadjikistan | 0.316* (0.162) | 0.418 (0.440) | 0.100 (1.070) | 0.788 (5.921) |
| Tanzanie | 1.527 (1,854.513) | 2.054 (784.312) | 0.778 (13,922.809) | |
| Timor oriental | 1.806 (5.504) | 1.291 (1,208.883) | 1.176 (5.308) | |

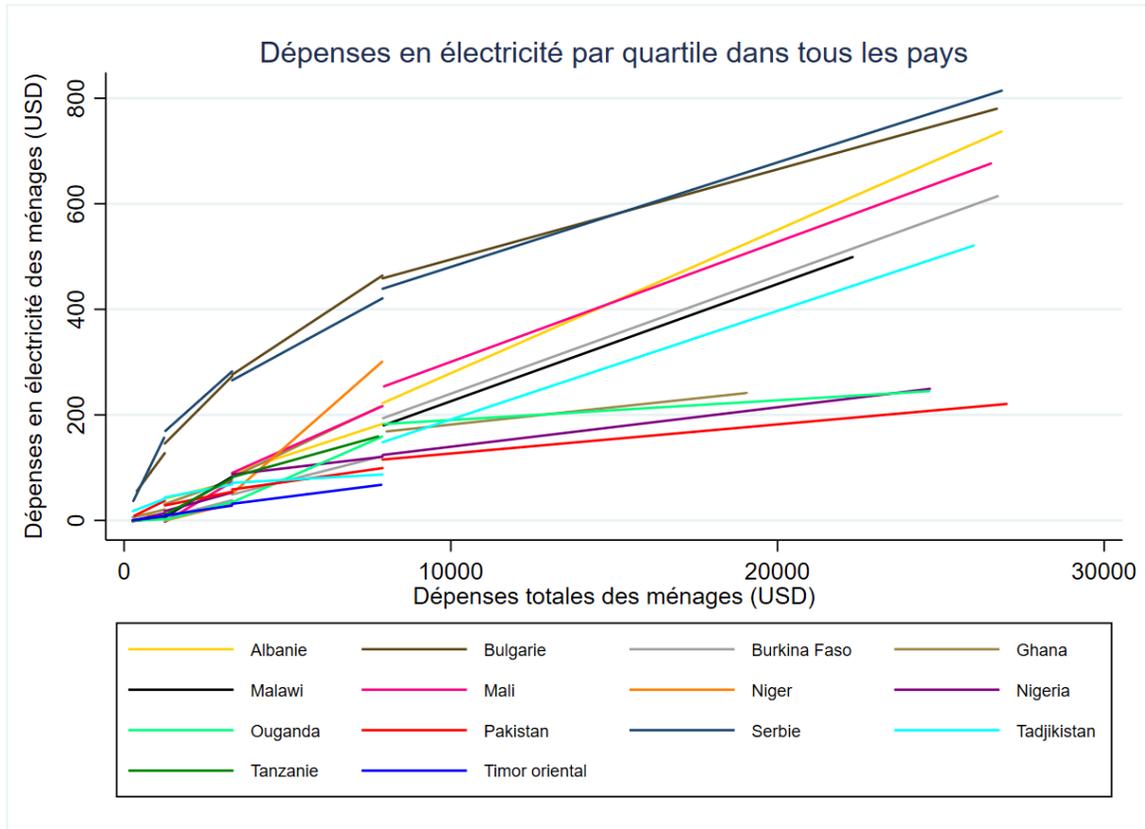
Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

L'illustration 27 présente les prédictions de dépenses en électricité pour les ménages des différents pays, et ce pour chaque quartile. Ces prédictions proviennent des mêmes régressions effectuées dans le but d'obtenir les élasticités-dépenses présentées à l'illustration 26. Pour la

plupart des pays, nous pouvons observer que la pente devient plus plate lorsque le niveau de dépenses totales augmente.

Illustration 27



4.2 Données macroéconomiques

Nous faisons face à une contrainte lorsque nous utilisons les données macroéconomiques. Nous avons un nombre limité d'observations. Cela fait en sorte qu'il est difficile de les diviser en de nombreux sous-groupes, car nous nous retrouvons avec des estimations provenant d'un trop petit nombre d'observations. Dans les tableaux qui seront présentés dans cette sous-section, le coefficient pour le PIB (données du GTAP) et le coefficient pour les dépenses totales (données Banque mondiale) peuvent être interprétés comme des élasticités, car la variable dépendante ainsi que la variable pour le PIB ou les dépenses totales sont transformées en logarithme. Par contre, les autres coefficients correspondent à des semi-élasticités. Par ailleurs, toutes les régressions effectuées avec les données macroéconomiques sont réalisées à l'aide des moindres carrés ordinaires.

L'équation 16 a été employée pour les données du GTAP. Ces données nous permettent d'observer une différence marquée entre les pays ayant un PIB par ménage moyen inférieur à 27 000 dollars américains et les pays ayant un PIB par ménage moyen supérieur à 27 000 dollars américains, tel que présenté à l'illustration 29. L'élasticité-revenu est pratiquement trois fois plus élevée pour les pays ayant un PIB par ménage moyen inférieur à 27 000 dollars américains. Les élasticités sont toutes significatives à un niveau de confiance d'au moins 90 %. Une fois de plus, ces résultats confirment une tendance observée précédemment dans la littérature et qui se répète dans les résultats que nous obtenons.

L'élasticité-revenu évaluée avec toutes les données macroéconomiques du GTAP est très près de l'élasticité-dépense provenant de toutes les données microéconomiques groupées et pondérées pour l'ensemble des pays. Celle-ci est de 0,815. Cependant, une élasticité de 1,029 et dans une plus grande mesure de 0,744, demeure très inférieure aux élasticités-dépense estimées pour la plupart des pays de notre échantillon au niveau microéconomique qui sont présentées à l'illustration 19. Par ailleurs, nous n'avons pas effectué de régression seulement avec les données du GTAP pour les pays se trouvant dans notre échantillon microéconomique, car nous possédons les données pour seulement 8 de ces pays. Cela ne mènerait donc pas à des résultats intéressants et congruents.

Équation 16

$$lE_p = \beta_0 + \beta_1 lrev_p + \beta_2 hhsiz_e_p + \beta_3 urban_p + \beta_4 capital_p + \varepsilon_i$$

Illustration 28 : Description des variables de l'équation 16

| Variable | Description |
|-------------|--|
| lE_p | Dépenses annuelles moyennes des ménages pour l'électricité en logarithme |
| $lrev_p$ | PIB par ménage moyen en logarithme |
| $hhsiz_e_i$ | Taille moyenne des ménages |
| $urban_i$ | Pourcentage des ménages vivant en milieu urbain |
| $capital_i$ | Pourcentage des ménages vivant dans la capitale de leur pays |

Illustration 29

| Élasticité-revenu et semi-élasticités selon les données du GTAP | | | |
|---|------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| VARIABLES | (1) Toutes les données | (2) Inférieur à 27000\$ | (3) Supérieur à 27000\$ |
| PIB par ménage en log | 0.744*** (0.126) | 1.029*** (0.291) | 0.340* (0.175) |
| Taille moyenne des ménages | -0.147 (0.143) | -0.091 (0.180) | 0.013 (0.377) |
| Ménage dans la capitale | 0.150 (0.615) | 0.861 (1.280) | -0.268 (0.523) |
| Ménage dans un milieu urbain | 1.017 (0.774) | 0.057 (1.351) | 0.600 (0.756) |
| Constante | -2.431* (1.294) | -4.643** (2.261) | 1.976 (2.284) |
| Observations | 61 | 39 | 22 |
| R-carré | 0.785 | 0.679 | 0.280 |

Écarts types entre parenthèses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Étant donné que toutes les données microéconomiques proviennent de sondages utilisés et rendus disponibles par la Banque mondiale, nous avons voulu évaluer l'élasticité-dépense provenant des moyennes agrégées produites par l'institution. Nous nous sommes également intéressés plus particulièrement aux 15 pays de notre échantillon. Pour y arriver, nous avons effectué plusieurs régressions provenant de l'équation 17 sur différents sous-groupes et les résultats de ces régressions sont présentés à l'illustration 31. Nous obtenons une élasticité-dépense de 2,426 pour les données macroéconomiques des 15 pays de notre échantillon, ce qui est beaucoup plus élevé que 0,815, soit l'élasticité-dépense obtenue lorsque nous avons groupé toutes les données microéconomiques de tous les pays ensemble. De plus, ce résultat est plus élevé que les élasticités-dépenses évaluées avec les données microéconomiques pour 13 des 15 pays de notre échantillon. Ce résultat est semblable aux élasticités-dépenses obtenues pour le Malawi, le Burkina Faso et l'Ouganda. Cependant, 2,426 est très largement supérieur à l'élasticité-dépense estimée pour la plupart des pays, qui se situait pour dans la majorité des cas

de 0,1 à 1,5. Toutefois, il est important de mentionner qu'il n'y a que 15 observations pour cette régression de données macroéconomiques, ce qui est très peu.

Lorsque nous augmentons le nombre de pays et que nous prenons l'ensemble des pays présents dans cet ensemble de données macroéconomiques, l'élasticité-dépense obtenue est de 1,295. Il y a donc une différence marquée lorsque nous utilisons différents pays pour évaluer l'élasticité-dépense au niveau macroéconomique. Les pays sélectionnés pour notre échantillon microéconomique ont été choisis dans le but de couvrir des niveaux de richesse différents. Par contre, il se peut que la proportion de pays très pauvres par rapport au nombre de pays de richesse moyenne soit différente, ce qui fait varier l'élasticité-dépense. Cela serait cohérent avec les résultats qui indiquent que l'élasticité varie selon le niveau de revenu. Dans les deux cas, l'élasticité-dépense est significative à un niveau de confiance de 99%.

Toutes les moyennes de dépenses totales par ménage sont inférieures à 27 000 \$ américains dans cet échantillon. C'est pourquoi nous avons divisé les pays selon leur niveau de richesse à un point différent des données du GTAP. Dans ce cas-ci, nous avons choisi le même point que la médiane pour les données microéconomiques. Nos résultats indiquent encore une fois qu'il existe une importante hétérogénéité entre les élasticités-dépense selon le niveau de richesse des ménages. Effectivement, l'élasticité-dépense pour la portion la plus pauvre est pratiquement trois fois plus élevée que pour la portion la plus riche. Nous observons donc une tendance similaire entre les données provenant du GTAP et les données de la Banque mondiale. Cette tendance se manifeste également dans les données microéconomiques. Cependant, la variation diffère d'un groupe de données à l'autre. De manière générale, les pays ayant des dépenses totales moyennes par ménage supérieures à 3300 \$ ont une élasticité-dépense qui se retrouve dans un ordre de grandeur similaire à celle des données macroéconomiques de 0,597. Cependant, il existe tout de même une importante hétérogénéité entre les différents pays au niveau microéconomique. Une conclusion similaire peut être tirée pour les pays ayant des dépenses totales moyennes par ménage de moins de 3300 \$.

Un fait intéressant à noter est que l'élasticité-dépense pour l'ensemble des pays provenant des données macroéconomiques de la Banque mondiale est relativement semblable à l'élasticité-revenu des données GTAP pour les pays ayant un PIB par ménage inférieur à 27 000 dollars américains.

Équation 17

$$lE_p = \beta_0 + \beta_1 ldep_p + \beta_2 hhsiz_e_p + \beta_3 urban_p + \beta_4 capital_p + \varepsilon_i$$

Illustration 30 : Description des variables de l'équation 17

| Variable | Description |
|-------------|--|
| lE_p | Dépenses annuelles moyennes des ménages pour l'électricité en logarithme |
| $ldep_p$ | Dépenses totales moyennes par ménage en logarithme |
| $hhsiz_e_i$ | Taille moyenne des ménages |
| $urban_i$ | Pourcentage des ménages vivant en milieu urbain |
| $capital_i$ | Pourcentage des ménages vivant dans la capitale de leur pays |

Illustration 31

Élasticité-dépense et semi-élasticités selon les données macroéconomiques de la Banque mondiale

| VARIABLES | (1) Pays de l'échantillon | (2) Tous les pays | (3) Inférieur à 3300\$ | (4) Supérieur à 3300\$ |
|---|---------------------------------|----------------------|---------------------------|------------------------------|
| Dépenses totales des ménages en log | 2.426*** (0.423) | 1.295*** (0.223) | 1.603*** (0.379) | 0.597 (0.993) |
| Taille du ménage | 0.733*** (0.224) | 0.473** (0.176) | 0.491** (0.202) | 0.362 (0.378) |
| Ménage dans la capitale | 4.047 (3.270) | 2.090 (1.326) | 2.313 (1.756) | 0.845 (2.603) |
| Ménage dans un milieu urbain | -2.854 (2.570) | -0.503 (1.216) | -0.655 (1.648) | -0.696 (2.424) |
| Constante | -16.226*** (3.207) | -7.749*** (1.921) | -9.897*** (2.777) | -0.916 (8.762) |
| Observations | 15 | 53 | 32 | 21 |
| R-carré | 0.847 | 0.594 | 0.564 | 0.088 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.3 Pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité comme variable dépendante

Une manipulation des données qui permet potentiellement de trouver des résultats différents et d'accroître notre compréhension du comportement des ménages est la transformation de la variable dépendante en variable correspondant au pourcentage des dépenses totales. Un des principaux avantages de l'utilisation du pourcentage des dépenses totales est qu'il permet de réduire la variance des résidus.

4.3.1 Données microéconomiques

Dans cette sous-section, nous souhaitons notamment déterminer si les résultats divergent des résultats obtenus lorsque la variable dépendante n'est pas transformée. S'il s'avère que ceux-ci sont comparables, cela signifie que les résultats ne dépendent pas largement de la forme fonctionnelle employée. Puisque des données microéconomiques sont utilisées dans cette sous-section, le modèle tobit avec variables instrumentales est employé pour toutes les régressions ayant servi à estimer les élasticités-dépense présentées dans cette sous-section.

L'illustration 33 présente les résultats d'une régression effectuée sur l'ensemble des observations non pondérées à travers tous les pays alors que les résultats de l'illustration 34 proviennent de l'ensemble des observations pondérées. Ces régressions ont été réalisées à l'aide des équations 18, qui sont analogues aux équations 1. Elle se distingue seulement par sa variable dépendante qui est différente. L'élasticité-dépense obtenue avec l'échantillon pondéré, de 1,168, est supérieure à 0,815, soit l'élasticité-dépense provenant de la même régression effectuée avec la variable dépendante non transformée en pourcentage des dépenses totales. Cet écart n'est pas énorme, mais tout de même important dans la mesure où d'une part, il y a une augmentation de plus de un pourcent des dépenses en électricité pour une augmentation de dépenses totales de un pourcent alors que d'autre part, il y a une augmentation de dépenses en électricité inférieure à un pourcent pour une augmentation de un pourcent des dépenses totales. De plus, il est intéressant de noter que le fait de vivre en milieu urbain a un impact positif sur les dépenses consacrées à l'électricité. C'est également le cas pour le fait de vivre dans la capitale du pays, bien que l'effet soit beaucoup moins important. De plus, contrairement aux résultats obtenus lorsque la variable dépendante n'est pas transformée, un ménage de taille plus grande aura, *ceteris paribus*, des dépenses d'électricité plus élevées.

Équations 18

$$ldep_i = \theta_0 + \theta_1 lrev_i + \theta_2 hhsiz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_p + v_i$$

$$\frac{E_i}{dep_i} = \beta_0 + \beta_1 \widehat{ldep}_i + \beta_2 hhsiz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_p + \varepsilon_i$$

Illustration 32 : Description des variables des équations 18

| Variable | Description |
|---------------------|---|
| $\frac{E_i}{dep_i}$ | Dépenses annuelles des ménages pour l'électricité |
| $ldep_i$ | Dépenses annuelles totales des ménages en logarithme |
| $lrev_i$ | Revenu annuel total des ménages en logarithme |
| $hhsiz_i$ | Taille des ménages |
| $urban_i$ | Variable dichotomique pour les ménages vivant en milieu urbain |
| $capital_i$ | Variable dichotomique pour les ménages vivant dans la capitale de leur pays |
| FE_p | Effets fixes par pays |
| FE_r | Effets fixes par région |

Illustration 33

Pourcentage des dépenses totales - Élasticités pour toutes les observations groupées non pondérées

| VARIABLES | (1) Élasticités |
|---|---------------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.000 (0.027) |
| Taille du ménage | 1.243*** (0.008) |
| Ménage en milieu urbain | 1.022*** (0.001) |
| Ménage dans la capitale de son pays | 0.522*** (0.016) |
| Observations | 78,373 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Illustration 34

Pourcentage des dépenses totales - Élasticités pour toutes les observations groupées pondérées

| VARIABLES | (1) Élasticités |
|---|---------------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.168*** (0.048) |
| Taille du ménage | 0.928*** (0.005) |
| Ménage en milieu urbain | 1.715*** (0.033) |
| Ménage dans la capitale de son pays | 1.676*** (0.043) |
| Observations | 78,373 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Nous souhaitons connaître l'élasticité-dépense de chacun des pays lorsque le pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité est utilisé comme variable dépendante. Pour y arriver, une régression est effectuée pour chacun des pays à l'aide des équations 19. Celle-ci sont très semblables aux équations 18. Elle se distingue par l'utilisation de différents effets fixes puisque dans ce cas-ci, des effets fixes par région sont employés plutôt que par pays. L'illustration 36 permet d'observer l'importante hétérogénéité entre les pays lorsque nous utilisons le pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité comme variable dépendante. Les élasticités-dépense évaluées par pays se trouvent toutes relativement dans un intervalle similaire aux élasticités-dépense obtenues avec la forme fonctionnelle précédente, bien qu'elles soient légèrement plus élevées dans pratiquement tous les cas. Par exemple, l'élasticité-dépense pour la Bulgarie et le Mali sont supérieures, de 0,436 à 0,563 et de 1,192 à 1,432 respectivement. Par ailleurs, les élasticités-dépense sont significatives pour 11 des 15 pays, contrairement à 13 des 15 pays pour la forme fonctionnelle précédente.

L'illustration 35 présente les prédictions quant au pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité obtenues à l'aide de courbes non paramétriques. La pente est décroissante pour les deux pays les plus riches de l'échantillon, la Bulgarie et la Serbie, alors qu'elle est croissante pour tous les autres pays, excepté le Tadjikistan et le Pakistan. Cela peut, encore une fois, indiquer une convergence entre les pays plus pauvres et les pays de richesse moyenne. De plus,

cela suggère que le comportement des ménages ayant un niveau de dépenses totales identique, mais ne vivant pas dans un même pays n'est pas similaire, ce que nous avons également observé précédemment avec la forme fonctionnelle précédente.

Illustration 35

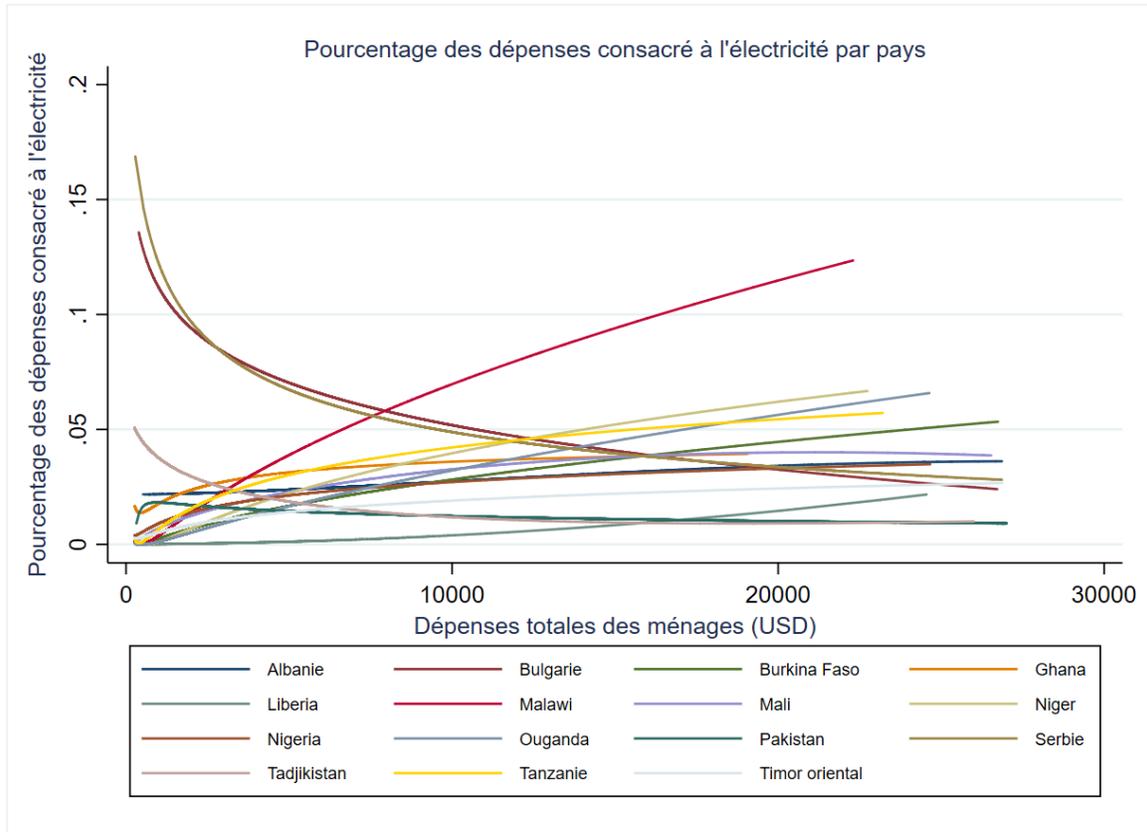


Illustration 36

Pourcentage des dépenses totales – Élasticités pour chaque pays de l'échantillon

| VARIABLES | (1) Alb | (2) Bul | (3) BF | (4) Ghana | (5) Liberia | (6) Malawi | (7) Mali | (8) Niger | (9) Nigeria | (10) Oug | (11) Pak | (12) Serbie | (13) Tadj | (14) Tanz | (15) Timor |
|---|------------|------------|-----------|--------------|----------------|---------------|-------------|--------------|----------------|-------------|-------------|----------------|--------------|--------------|---------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.111** | 0.563*** | 2.304*** | 1.010 | 2.466 | 2.409*** | 1.432 | 1.781 | 1.315** | 2.618*** | 0.260*** | 0.346*** | 0.545*** | 1.775*** | 1.759** |
| | (0.051) | (0.019) | (0.470) | (0.122) | (325.627) | (0.222) | (0.282) | (1.161) | (0.125) | (0.208) | (0.014) | (0.046) | (0.042) | (0.184) | (0.345) |
| Observations | 7,025 | 3,984 | 7,546 | 2,917 | 1,713 | 6,101 | 813 | 675 | 3,127 | 6,092 | 20,063 | 5,176 | 7,626 | 2,619 | 2,896 |

Écart types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Équations 19

$$ldep_i = \theta_0 + \theta_1 lrev_i + \theta_2 hhsiz_i + \theta_3 urban_i + \theta_4 capital_i + FE_r + v_i$$

$$\frac{E_i}{dep_i} = \beta_0 + \beta_1 \widehat{ldep}_i + \beta_2 hhsiz_i + \beta_3 urban_i + \beta_4 capital_i + FE_r + \varepsilon_i$$

Comme c'était le cas lorsque nous utilisons les dépenses en électricité comme variable dépendante, nous souhaitons réaliser une analyse par quartile selon le niveau de dépenses totales des ménages. Toutes les observations ont été groupées et ensuite divisées par quartile selon leur niveau de dépenses totales. Nous utilisons les équations 18 et nous effectuons une régression pour chacun des quartiles afin d'obtenir les résultats qui sont présentés aux illustrations 37 et 38. Seule l'élasticité du dernier quartile est significative pour les données non pondérées. Encore une fois, les élasticités-dépense estimées grâce aux régressions effectuées à partir des données pondérées sont dans un intervalle relativement similaire aux élasticités-dépense provenant des régressions avec la variable dépendante non transformée, bien qu'elles soient légèrement plus élevées. Ces résultats portent à croire que les ménages pauvres se procurent beaucoup de biens nécessitant de l'électricité lorsque leur niveau de richesse augmente et que, lorsqu'ils atteignent un certain niveau de revenu, ils acquièrent moins de nouveaux biens requérant de l'électricité et par conséquent, leur niveau de consommation augmente à un rythme moins élevé.

Illustration 37

Pourcentage des dépenses – Élasticité-dépenses par quartile incluant tous les pays - non pondérées

| VARIABLES | (1) 1 ^{er} quartile | (2) 2 ^e quartile | (3) 3 ^e quartile | (4) 4 ^e quartile |
|---|---------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.239 (0.539) | 1.339 (0.372) | 0.795 (0.211) | 0.628*** (0.056) |
| Observations | 19,593 | 19,594 | 19,593 | 19,593 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Illustration 38

Pourcentage des dépenses – Élasticité-dépenses par quartile incluant tous les pays - pondérées

| VARIABLES | (1) 1 ^{er} quartile | (2) 2 ^e quartile | (3) 3 ^e quartile | (4) 4 ^e quartile |
|---|---------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| Dépenses totales des ménages en log (USD) | 1.9068 (0.9912) | 1.5268 (0.6772) | 0.8439 (0.5737) | 0.6791 (0.1991) |
| Observations | 19,593 | 19,594 | 19,593 | 19,593 |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Lorsque nous divisons chaque pays par quartile de dépenses totales, nous trouvons encore des tendances similaires aux résultats obtenus à l'aide de la forme fonctionnelle précédente, comme le démontre l'illustration 39. De grands écarts existent entre les élasticités-dépense pour un même quartile, à travers les différents pays et globalement, les élasticités-dépense sont supérieures dans les premiers quartiles et diminuent progressivement dans les quartiles supérieurs. C'est une tendance observée notamment pour la Bulgarie, le seul pays pour lequel nous obtenons des élasticités-dépense significative pour trois des quartiles. Malheureusement, encore une fois, le nombre d'élasticités-dépense significatives est faible parmi les 56 régressions effectuées. De plus, le modèle ne converge pas pour quelques quartiles de certains pays, ce qui explique pourquoi il y a des résultats manquants dans le tableau.

Illustration 39

| Pourcentage des dépenses – Élasticités-dépenses par pays et par quartile | | | | |
|--|--------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Pays | 1 ^{er} quartile | 2 ^e quartile | 3 ^e quartile | 4 ^e quartile |
| Albanie | -0.8603 (7.3189) | 1.0749 (0.5483) | 1.2010 (0.2708) | 0.9774 (0.2514) |
| Bulgarie | 0.8562 (0.3332) | 0.6603*** (0.1207) | 0.5300*** (0.1575) | 0.4189*** (0.1823) |
| Burkina Faso | 3.9927 (1.9091e+08) | 2.6570 (8.7989) | 1.1814 (3.4845) | 1.2661 (3.6859) |
| Ghana | 1.1834 (0.8802) | 0.7152 (0.8178) | 0.8593 (89.0768) | -0.2365*** (0.4074) |
| Malawi | 5.1327 (2,577.03) | 2.6054 (1.9038) | 1.1673 (831,335.72) | 0.6743 (5,234.39) |
| Mali | | 2.7506 (7.9906) | 1.1836 (3.5725) | 1.1496 (6.5464) |
| Niger | 6.2777 (8,231.02) | 1.9041 (489.8203) | 1.4995 (3.6103) | |
| Nigeria | 2.9842 (34,570.57) | 1.2941 (486.6559) | 0.6557 (8,439.09) | |
| Ouganda | 3.9099 (944.3636) | 2.9852 (1.4426) | 1.8264 (1.5160) | 0.1178 (3.1090) |
| Pakistan | 0.8441 (1.0420) | 0.7725 (0.4075) | 0.2981*** (0.1245) | 0.2062*** (0.0355) |
| Serbie | 1.3541 (1.6151) | 0.5960 (0.8876) | 0.3206 (0.6790) | 0.4413*** (0.1299) |
| Tadjikistan | 0.4630*** (0.1582) | 0.5279 (0.4317) | 0.2694 (1.0866) | 1.3065 (4.6301) |
| Tanzanie | 1.2939 (31,693.02) | 2.1850 (300.6909) | 0.9237 (132,938.11) | |
| Timor oriental | 2.4113 (5.4932) | 1.7498 (810.1676) | 1.4895 (5.6687) | 1.9810 (7.0089e+07) |

Écarts types entre parenthèses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

4.3.2 Données macroéconomiques

Nous souhaitons connaître l'élasticité-dépense des données macroéconomiques afin de les comparer aux élasticité-dépense obtenues à l'aide des données microéconomiques. Comme c'était le cas dans la section sur les données macroéconomiques où les dépenses en électricité étaient la variable dépendante, les coefficients pour les dépenses totales peuvent être interprétés comme des élasticités alors que les coefficients pour les variables de contrôles peuvent être interprétés comme des semi-élasticités. De plus, le modèle utilisé ici est les moindres carrés ordinaires.

Lorsque nous employons les données du GTAP, nous effectuons nos régressions à l'aide de l'équation 20. L'élasticité-revenu pour les pays ayant un PIB par ménage moyen inférieur à 27 000 dollars est non significative à un niveau de confiance de 90% et inférieure à 1,168, soit l'élasticité-dépense obtenue lorsque toutes les données microéconomiques étaient groupées et pondérées, comme nous pouvons le constater à l'illustration 41. L'écart avec l'élasticité-dépense estimée à l'aide des données microéconomiques est plus élevé lorsque toutes les données macroéconomiques du GTAP sont prises en compte dans l'estimation de l'élasticité-revenu macroéconomique. Cela est peu surprenant puisque les pays ajoutés sont plus riches et tous nos résultats jusqu'à maintenant indiquent que les pays plus riches possèdent une élasticité-revenu (ou élasticité-dépense) plus faible. Ainsi, lorsque nous analysons seulement les pays ayant un PIB par ménage supérieur à 27 000 dollars, une augmentation des dépenses totales mène à une faible augmentation des dépenses en électricité puisque l'élasticité-revenu est très inférieure à un. Cette tendance est similaire aux résultats provenant des données microéconomiques qui indiquent que les ménages plus riches tendent globalement à réduire la croissance de leurs dépenses liées à l'électricité.

Équation 20

$$\frac{E_p}{rev_p} = \beta_0 + \beta_1 lrev_p + \beta_2 hhsiz_e_p + \beta_3 urban_p + \beta_4 capital_p + \varepsilon_i$$

Illustration 41

| Pourcentage des dépenses en électricité selon les données du GTAP - Élasticités | | | |
|---|---------------------------|----------------------------|----------------------------|
| VARIABLES | (1) Toutes les données | (2) Inférieur à 27000\$ | (3) Supérieur à 27000\$ |
| Dépenses totales des ménages en log | 0.7375* | 0.871 | 0.490*** |
| | (0.1311) | (0.276) | (0.155) |
| Taille du ménage | 0.9237 | 0.966 | 1.100 |
| | (0.1460) | (0.171) | (0.326) |
| Ménage dans la capitale | 1.1948 | 1.840 | 0.630 |
| | (0.6284) | (1.220) | (0.453) |
| Ménage dans un milieu urbain | 1.5674 | 1.071 | 1.571 |
| | (0.7918) | (1.283) | (0.655) |
| Observations | 61 | 39 | 22 |

Écarts types entre parenthèses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Les données agrégées de la Banque mondiale mènent à des résultats très différents selon les pays utilisés pour les différentes régressions. Effectivement, les résultats présentés à l'illustration 42, obtenus à l'aide de l'équation 21, indiquent que lorsque nous utilisons seulement les données macroéconomiques des pays composant notre échantillon microéconomique, l'élasticité-dépense est plus élevée (1,794) que l'élasticité-dépense évaluée avec les toutes les données microéconomiques groupées pour l'ensemble des pays (1,168). Cependant, lorsque toutes les données macroéconomiques de la Banque mondiale qui, rappelons-le, proviennent toutes de pays en développement, sont utilisées pour estimer l'élasticité-dépense, celle-ci est inférieure à l'élasticité-dépense estimée à l'aide de l'ensemble des données microéconomiques des 15 pays composant notre échantillon. Cet écart important entre les différentes élasticités-dépenses obtenues à l'aide des données macroéconomiques de la Banque mondiale existait également lorsque la variable dépendante n'était pas transformée en pourcentage des dépenses totales. Par ailleurs, l'élasticité-dépense estimée à l'aide de toutes les données macroéconomiques de la Banque mondiale est très similaire à l'élasticité-revenu estimée à l'aide de toutes les données du GTAP. Finalement, comme nous l'avons observé tout au long de ce chapitre, les élasticités-dépenses aux colonnes 3 et 4 de l'illustration 42 indiquent

que les ménages de pays plus riches possèdent une élasticité-dépense inférieure aux ménages de pays plus pauvres.

Équation 21

$$\frac{E_p}{dep_p} = \beta_0 + \beta_1 ldep_p + \beta_2 hhsiz_e_p + \beta_3 urban_p + \beta_4 capital_p + \varepsilon_i$$

Illustration 42

| Dépenses en électricité selon les données de la Banque mondiale | | | | |
|---|---------------------------------|------------------------------|------------------------------|-------------------------|
| VARIABLES | (1) Pays de l'échantillon | (2) Toutes les données | (3) Inférieur à 3300\$ | (4) Supérieur 3300\$ |
| Dépenses totales des ménages en log | 1.794** (0.256) | 0.7530 (0.2724) | 0.725 (0.594) | -0.253 (0.535) |
| Taille du ménage | 1.433*** (0.136) | 1.1488 (0.2138) | 1.162 (0.318) | 0.990 (0.200) |
| Ménage dans la capitale | 1.998 (1.856) | 4.7842** (1.7120) | 5.453 (2.944) | 2.220 (1.386) |
| Ménage dans un milieu urbain | 0.172 (1.459) | 2.4895 (1.4836) | 2.976 (2.614) | 0.900 (1.281) |
| Observations | 15 | 53 | 32 | 21 |

Écarts types entre parenthèses
 *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Globalement, les résultats obtenus avec les données microéconomiques lorsque la variable dépendante est transformée en pourcentage des dépenses totales sont similaires aux résultats obtenus lorsque cette variable est non transformée. Nous constatons que d'un pays à l'autre et d'un quartile à l'autre, il existe une grande hétérogénéité qui ne peut pas être prise en compte par les données macroéconomiques, et ce, même lorsque nous évaluons selon le pourcentage des dépenses totales consacrées à l'électricité.

5. Conclusion

5.1 Récapitulatif et rétrospective

Ce projet de recherche avait pour objectif de répondre à la question suivante : est-il possible d'estimer et de prévoir de manière précise la consommation d'électricité des ménages provenant des pays en développement en utilisant uniquement des données macroéconomiques? Pour y arriver, nous avons dû recueillir un nombre important de données microéconomiques provenant de plusieurs pays et ces pays devaient se trouver dans des régions différentes. Plusieurs problèmes ont fait surface lorsque nous avons tenté d'utiliser ces données. D'abord, nous avons fait face à un problème d'erreur de mesure en ce qui a trait aux dépenses totales des ménages. Nous avons contourné cet obstacle en utilisant le revenu total des ménages comme instrument. Nous avons également considéré le fait que nous utilisons des données censurées à zéro, chose qui, à notre connaissance, n'a pas été faite jusqu'à maintenant dans la littérature sur la demande d'électricité des ménages des pays en développement. Cela a fait en sorte qu'il n'était pas possible d'utiliser une forme double logarithmique comme c'est souvent le cas dans les études basées sur des données microéconomiques. Ainsi, nous avons utilisé un modèle tobit avec variable instrumentale et employé une forme fonctionnelle linéaire-logarithmique. Cela nous a permis d'évaluer les élasticités-dépense en considérant tous les ménages, et non seulement les ménages consommant de l'électricité. Par ailleurs, notre méthodologie offre l'avantage de comparer plusieurs pays en utilisant des données microéconomiques, ce qui, à notre connaissance, n'avait jamais été fait auparavant. Cependant, la très grande variabilité dans la méthodologie employée à travers les différents sondages ayant servi à construire notre base de données microéconomiques a complexifié la standardisation, ce qui a fait en sorte que le nombre de variables de contrôle pouvant être utilisé est relativement faible. Dans le cas des données macroéconomiques, nous n'avons pas fait face à ces multiples problèmes, ce qui a fait en sorte qu'une forme double logarithmique avec moindres carrés ordinaires a pu être utilisée.

Nos résultats nous permettent de conclure qu'il est préférable d'utiliser des données microéconomiques pour bien comprendre l'effet du revenu ou des dépenses totales sur la consommation d'électricité des ménages. Effectivement, il existe une grande hétérogénéité entre les pays, mais également à l'intérieur d'un même pays. Le niveau de richesse moyen des pays n'est donc pas une information suffisante pour estimer et prédire la consommation

d'électricité des ménages dans les pays en développement. De surcroît, le niveau de richesse d'un ménage a un impact important sur la façon dont une hausse de revenu ou de dépenses totales va affecter sa consommation d'électricité. Ainsi, la répartition de la richesse à l'intérieur d'un pays a un impact sur la consommation d'électricité. Notre modèle ne permet pas de bien tenir compte des non-linéarités lorsque nous évaluons chaque quartile dans chaque pays. Cependant, pour les quelques pays où les élasticités-dépenses sont significatives, il existe une grande hétérogénéité, et ce, à l'intérieur d'un même quartile de dépenses totales, à travers ces pays. Tous ces résultats nous forcent donc à être très prudents et à conclure que l'utilisation de données macroéconomiques est erronée.

Nos résultats prouvent également que l'utilisation d'élasticités-revenu unitaires est inexacte et que cela peut mener à des politiques publiques mal adaptées à la réalité des ménages des pays en développement. De plus, les résultats indiquent qu'il est inexact de prétendre que tous les pays suivent une tendance similaire et donc, que l'utilisation d'une courbe provenant de données macroéconomiques de différents pays ne permet pas de bien évaluer l'élasticité-revenu ou l'élasticité-dépense des ménages de pays différents. Cependant, nos résultats permettent de confirmer certaines tendances qui ont été présentées dans la littérature précédemment. L'élasticité-dépense est plus faible dans les pays plus riches. De plus, l'élasticité-dépense des ménages plus riches est très souvent inférieure à l'élasticité-dépense des ménages plus pauvres. Cela signifie donc que les pays en développement les plus pauvres vont augmenter leur consommation d'électricité de manière considérable. Lorsque ces pays deviendront plus riches, la croissance va se stabiliser et devenir beaucoup moins importante.

5.2 Avenues de recherche

Il serait intéressant d'effectuer une analyse similaire et de comparer les résultats avec les pays du BRICS (Brésil, Russie, Inde, Chine et Afrique du Sud) étant donné l'importance de ces pays au niveau de l'économie mondiale, de leur grande population et de leur impact sur la consommation énergétique mondiale. Par contre, les pays qui se trouvent dans l'échantillon représentaient tout de même 7,6% de la population et 1,2% de l'économie mondiale en 2010 (Banque mondiale, WDI).

Une piste de recherche potentielle qui permettrait d'approfondir la compréhension du comportement des ménages serait de faire une analyse similaire en tenant compte des appareils électriques possédés par les ménages. Ainsi, il serait possible d'évaluer à quel niveau

de revenu les ménages se procurent ces appareils dans différents pays, ainsi que les facteurs qui mènent les ménages à se les procurer à un niveau de richesse différent dans un pays plutôt que dans un autre. Les causes créant cette importante hétérogénéité que nous avons observée entre les différents pays sont des facteurs sur lesquels il serait intéressant de se pencher. En définitive, l'accès à davantage de données fiables et standardisées permettrait d'améliorer les modèles et donc d'accroître grandement notre compréhension du comportement des ménages dans les pays en développement. Il existe des lacunes dans la littérature à ce sujet et la solution passe par ceci.

Dans le cadre de recherches futures, il serait intéressant d'analyser l'élasticité-revenu ou l'élasticité-dépense en tenant compte de davantage de variables au niveau macroéconomique, notamment le type de gouvernement ou de système politique ou encore le niveau de liberté économique des différents pays. Ainsi, nous serions davantage en mesure d'isoler l'impact du revenu sur la consommation.

Il serait également intéressant d'approfondir cette analyse afin d'y inclure les prix. Il s'agit certainement d'un facteur important, que nous avons réussi à mitiger avec les effets fixes pour chacune des régions. Toutefois, il serait sans doute pertinent, si les données pour le prix de l'électricité de chacune des régions deviennent disponibles, d'évaluer si les estimations changent de manières importantes.

De plus, il serait pertinent de se pencher davantage sur les causes de ces disparités entre pays. Avec des données plus complètes et en quantité plus importante, il serait possible d'observer avec plus de précision les différences entre les ménages ayant un niveau de revenu similaire à travers les différents pays. Nos données nous ont donné un aperçu, mais le faible nombre d'observations lorsque nous divisons les données par quartiles et par pays fait en sorte que les estimations ne sont pas aussi précises que nous le souhaiterions.

Une compréhension plus approfondie du sujet permettrait d'améliorer le bien-être des populations vivant dans les pays en développement, car les investissements en infrastructures électriques suivraient la demande, l'optimisation des investissements permettrait éventuellement à d'autres secteurs économiques de se développer et les politiques publiques seraient plus efficaces, non seulement en ce qui a trait à la taxation et aux subventions du secteur, mais également dans la lutte aux changements climatiques.

6. Bibliographie

Amemiya, Yasuo (1985). « Instrumental variable estimator for the nonlinear errors-in-variables model ». *Journal of Econometrics*, vol. 28, no 3, p. 273-289

Amusa, Hammed, Kafayat Amusa, et Ramos Mabugu (2009). « Aggregate demand for electricity in South Africa: An analysis using the bounds testing approach to cointegration ». *Energy policy*, vol. 37, no 10, p. 4167-4175.

Athukorala, PPA Wasantha et Clevo WILSON (2010). « Estimating short and long-term residential demand for electricity: New evidence from Sri Lanka ». *Energy Economics*, vol. 32, p. S34-S40.

Auffhammer, Max (2011). « The relationship between air conditioning adoption and temperature. *Unpublished* ». UC Berkeley, Department of Agriculture and Resource Economics.

Aziz, Azlina Abd, Nik Hashim Nik Mustapha, et Roslina Ismail (2013). « Factors affecting energy demand in developing countries: A dynamic panel analysis ». *International Journal of Energy Economics and Policy*, vol. 3, p. 1.

Bacon, Robert, Soma Bhattacharya et Masami Kojima (2010). *Expenditure of low-income households on energy: Evidence from Africa and Asia*. Récupéré de The World Bank http://siteresources.worldbank.org/EXTOGMC/Resources/336929-1266963339030/eifd16_expenditure.pdf

Banque mondiale (2012). *Global Consumption Database*. Récupéré le 17 août 2018 de <http://datatopics.worldbank.org/consumption/detail>

Baum, Christopher F., Arthur Lewbel, Mark E. Schaffer, *et al.* (2012). Instrumental variables estimation using heteroskedasticity-based instruments, *United Kingdom Stata User's Group Meetings*.

Beenstock, Michael, Ephraim Goldin et Dan Nabot (1999). « The demand for electricity in Israel ». *Energy Economics*, vol. 21, no 2, p. 168-183.

Bentzen, Jan et Tom Engsted (1993). « Short-and long-run elasticities in energy demand: a cointegration approach ». *Energy economics*, vol. 15, no 1, p. 9-16.

Blackburn, Douglas W. et Andrey D. Ukhov (2013). « Individual vs. aggregate preferences: The case of a small fish in a big pond ». *Management Science*, vol. 59, no 2, p. 470-484.

Blundell, Richard, Panos Pashardess et Guglielmo Weber (1993). « What do we learn about consumer demand patterns from micro data? ». *The American Economic Review*, p. 570-597.

Blundell, Richard et Thomas M. Stocker (2005). « Heterogeneity and aggregation ». *Journal of economic literature*, vol. 43, no 2, p. 347-391.

Campbell, Alrick (2018). « Price and income elasticities of electricity demand: Evidence from Jamaica » [version électronique]. *Energy Economics*, vol. 69, p. 19-32.

Caron, Justin, Valerie J. Karplus et Giacomo A. Schwarz (2017). « Modeling the Income Dependence of Household Energy Consumption and its Implications for Climate Policy in China. », *MIT Joint Program on the Science and Policy of Climate Change*, Report 314. Récupéré de https://globalchange.mit.edu/sites/default/files/MITJPSPGC_Rpt314.pdf

Chai, Andreas et Alessio Moneta (2010). « Retrospectives Engel Curves », *Journal of Economic Perspectives*, vol.24, no 1, p.225-240

Chugh, Randy (2011). « Dieselization of the Indian Car Market, an Empirical IO Perspective. ».

De Vita, Glauco, Klaus Endresen et Lester C. Hunt (2006). « An empirical analysis of energy demand in Namibia ». *Energy Policy*, vol. 34, no 18, p. 3447-3463.

Dubin, Jeffrey A. et Daniel L. McFadden (1984). « An econometric analysis of residential electric appliance holdings and consumption ». *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 345-362.

Fatai, Koli, Les Oxley et Frank G Scrimgeour (2003). « Modeling and forecasting the demand for electricity in New Zealand: a comparison of alternative approaches » [version électronique]. *The energy journal*, p. 75-102.

Fell, Harrison, Shanjun Li, et Anthony A. Paul (2014). « A new look at residential electricity demand using household expenditure data ». *International Journal of Industrial Organization*, vol. 33, p. 37-47.

Fesseau, Maryse, Florence Wolff et Maria Laviana Mattonetti (2013). « A cross-country comparison of household income, consumption and wealth between micro sources and national accounts aggregates », *Organisation de Coopération et de Développement Économiques*, working paper No.52. Récupéré de <http://ina.bnu.edu.cn/docs/20140604155637336452.pdf>

Filippini, Massimo (1999). « Swiss residential demand for electricity ». *Applied Economics Letters*, vol. 6, no 8, p. 533-538.

Filippini, Massimo et Shonali Pachauri (2004). « Elasticities of electricity demand in urban Indian households » . *Energy policy*, vol. 32, no 3, p. 429-436.

Fisher-Vanden, Karen, Gary H. Jefferson, Hongmei Liu *et al.* (2004). « What is driving China's decline in energy intensity? ». *Resource and Energy economics*, vol. 26, no 1, p. 77-97.

Gertler, Paul J., Ori Shelef, Catherine D. Wolfram et Alan Fuchs (2016). «The demand for energy-using assets among the world's rising middle classes» , *American Economic Review*, vol. 106, no 6, p. 1366-1401

Ghosh, Parikshit, Dilip Mookherjee et Debraj Ray (1999). « Credit rationing in developing countries: an overview of the theory », *Readings in the theory of economic development 2000*, p. 383-401

Groningen Growth and Development Center (2017). *Penn World Database version 9.0*. Récupéré de <https://www.rug.nl/ggdc/productivity/pwt/>

Hanemann, W. Michael (1984). « Discrete/continuous models of consumer demand. », *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 541-561.

Hausman, Jerry A., Whitney K. Newey et James L. Powell (1995). « Nonlinear errors in variables estimation of some Engel curves », *Journal of Econometrics*, vol. 65, no 1, p. 205-233.

Heltberg, Rasmus (2003). *Household fuel and energy use in developing countries: A multi-country study*. Récupéré de The World Bank http://siteresources.worldbank.org/INTPSIA/Resources/490023-1120845825946/FuelUseMulticountryStudy_05.pdf

Herendeen, Robert (1978). « Total energy cost of household consumption in Norway, 1973 », *Energy*, vol. 3, no 5, p. 615-630.

Herendeen, Robert et Jerry Tanaka (1976). « Energy cost of living ». *Energy*, vol. 1, no 2, p. 165-178.

Holtedahl, Pernille et Frederick L Joutz (2004). « Residential electricity demand in Taiwan », *Energy economics*, vol. 26, no 2, p. 201-224.

Houthakker, Hendrik S. (1951). « Electricity tariffs in theory and practice », *The Economic Journal*, vol. 61, no 241, p. 1-25.

Houthakker, Hendrik S. (1951). « Some calculations on electricity consumption in Great Britain », *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, vol. 114, no 3, p. 359-371.

Jamil, Faisal et Eatzaz Ahmad (2011). « Income and price elasticities of electricity demand: Aggregate and sector-wise analyses », *Energy Policy*, vol. 39, no 9, p. 5519-5527.

Jones, Christopher M. et Daniel M. Kammen (2011). « Quantifying carbon footprint reduction opportunities for US households and communities. », *Environmental science & technology*, vol. 45, no 9, p. 4088-4095.

Keane, Michael et Richard Rogerson (2015). « Reconciling micro and macro labor supply elasticities: A structural perspective ». *Annu. Rev. Econ.*, vol. 7, no 1, p. 89-117.

Kedir, Abbi Mamo et Sourafel Girma (2003). « Quadratic food engel curves with measurement error: Evidence from a budget survey. », récupéré de <https://lra.le.ac.uk/bitstream/2381/4426/1/dp03-17.pdf>

Keho, Yaya (2016). « What drives energy consumption in developing countries? The experience of selected African countries ». *Energy Policy*, vol. 91, p. 233-246.

Khanna, Madhu et Narasimha D Rao (2009). « Supply and demand of electricity in the developing world ». *Annual Review of Resources Economics.*, vol. 1, no 1, p. 567-596.

Lewbel, Arthur (1996). « Demand estimation with expenditure measurement errors on the left and right hand side. », *The Review of Economics and Statistics*, vol.78, no 4, p. 718-725

Liberia Institute Of Statistics And Geo-Information Services (2011). *2008 Population And Housing Census, Analytical Report On Population Size And Composition*. Récupéré de http://lisgis.net/pg_img/Population%20size%20210512.pdf

Liviatan, Nissan (1961). « Errors in variables and Engel curve analysis. », *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 336-362

National Centre for Research Methods (2018). *Macro and Micro Data: The Basics*. The University of Manchester récupéré le 2 mai 2018 de http://www.restore.ac.uk/linking_micro_macro_data/materials/LIMMD-unit1/

Nesbakken, Runa (1999). « Price sensitivity of residential energy consumption in Norway ». *Energy economics*, vol. 21, no 6, p. 493-515.

Pachauri, Shanoli (2004). « An analysis of cross-sectional variations in total household energy requirements in India using micro survey data », *Energy Policy*, vol. 32, no.15, p. 1723-1735

Paluch, Michal, Alois Kneip, et Werner Hildenbrand (2007) .« *Individual versus aggregate income elasticities for heterogeneous populations* ». Bonn econ discussion papers.

Pindyck, Robert S., et al (1979). «*The structure of world energy demand*. ». Cambridge, MIT press

Pischke, Jörn-Steffen (2016). *The returns to schooling, ability bias, and regression*. London School of Economics and Political Science. Récupéré le 15 août 2018 de http://econ.lse.ac.uk/staff/spischke/ec533/Griliches_measurement%20error.pdf

Robin, J. M. (1999). « Économétrie des systèmes de demande ». *Économie et statistique*, vol. 324, no. 1, p.135-142.

Sammut, Claude et Geoffrey I. Webb (2011). *Encyclopedia of machine learning* [version électronique], Springer Science & Business Media, 1031 p.

Statistics Timor-Leste (2015). *2015 Timor-Leste Population and Housing Census – Data Sheet*, General Directorate of Statistics. Récupéré le 06 mars 2018 de <http://www.statistics.gov.tl/wp-content/uploads/2016/11/Wall-Chart-Poster-Landscape-Final-English-rev.pdf>

Statistique Canada (2011). *Archived- From urban areas to population centres*, Gouvernement du Canada. Récupéré le 03 mars 2018 de <https://www.statcan.gc.ca/eng/subjects/standard/sgc/notice/sgc-06>

Statistique Canada (2018). *Household spending, Canada, regions and provinces*, Gouvernement du Canada. Récupéré le 09 mars 2018 de <https://www150.statcan.gc.ca/t1/tbl1/en/cv.action>

Tanishita, M. (2014). « Analysis of households' electricity, gas and gasoline demand using micro data from the National Survey of Family Income and Expenditure ». *WIT Transactions on Ecology and the Environment*, vol. 191, p. 1239-1251.

Taylor, Lester D (1975). « The demand for electricity: a survey ». *The Bell Journal of Economics*, p. 74-110.

The World Bank (2017). *World development Indicators*, récupéré de <https://data.worldbank.org/data-catalog/world-development-indicators>

The World Bank (2018). *GINI index (World Bank estimates)*, récupéré de <https://data.worldbank.org/indicator/SI.POV.GINI?end=2016&start=1980>

The World Bank (2018). *GDP per capita (constant 2010 US\$)*, récupéré de <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.PCAP.KD?end=2010&locations=PK-IN&start=2001>

Thomas, R.L. (1987). *Applied Demand Analysis*, New York, Prentice Hall Press, Longman Publishers, 112 p.

Tiwari, Piyush (2000). « Architectural, demographic, and economic causes of electricity consumption in Bombay ». *Journal of Policy Modeling*, vol. 22, no 1, p. 81-98.

U.S. Energy Information Administration (2017). *International Energy Outlook 2017*. Récupéré de [https://www.eia.gov/outlooks/ieo/pdf/0484\(2017\).pdf](https://www.eia.gov/outlooks/ieo/pdf/0484(2017).pdf)

U.S. Energy Information Administration (2017). *World total primary energy consumption by region, Reference case, 2015-50*. Récupéré de https://www.eia.gov/outlooks/ieo/excel/jeotab_1.xls

United Nations Statistics Division (2017). *Population density and urbanization*, Organisation des Nations Unies. Récupéré de <https://unstats.un.org/unsd/demographic/sconcerns/densurb/densurbmethods.htm>

United Nations Statistics Division (1995). *Compendium on Human Settlements Statistics*. Récupéré de <https://unstats.un.org/unsd/demographic/sconcerns/housing/comp1995/TABLE06.pdf>

United Commission Economic Commission for Europe (2000). *Private households by type*. Récupéré de http://w3.unece.org/PXWeb2015/pxweb/en/STAT/STAT_30-GE_02-Families_households/08_en_GEFHPrivHouse_r.px/table/tableViewLayout1/?rxid=3bdf29d0-35e9-4d80-bb64-bfa2daee0966

Vaage, Kjell (2000). « Heating technology and energy use: a discrete/continuous choice approach to Norwegian household energy demand ». *Energy Economics*, vol. 22, no 6, p. 649-666.

Van Den Berg, Gerard J. et Bas Van Der Klaauw (2001). « Combining micro and macro unemployment duration data ». *Journal of Econometrics*, vol. 102, no 2, p. 271-309.

Wier, Mette, Manfred Lenzen, Jesper Munksgaard, *et al* (2011). « Effects of household consumption patterns on CO2 requirements ». *Economic Systems Research*, vol. 13, no 3, p. 259-274.

Wolfram, Catherine, Ori Shelef et Paul Gertler (2012). « How Will Energy Demand Develop in the Developing World? », *Journal of Economic Perspective*, vol.26, no 1, p. 119-138

Wooldridge, Jeffrey M (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* [version électronique]. Cambridge, MIT press, 753 p.

Yoo, Seung-Hoon, Joo Suk Lee et Seung-Jun Kwak (2007). « Estimation of residential electricity demand function in Seoul by correction for sample selection bias ». *Energy Policy*, vol. 35, no 11, p. 5702-5707.

Zarnikau, Jay (2003). « Functional forms in energy demand modeling ». *Energy Economics*, vol. 25, no 6, p. 603-613.

Zhou, Shaojie et Fei Teng (2013). « Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data ». *Energy Policy*, vol. 61, p. 394-402.

Ziramba, Emmanuel (2008). « The demand for residential electricity in South Africa ». *Energy Policy*, vol. 36, no 9, p. 3460-3466.

7. Annexes

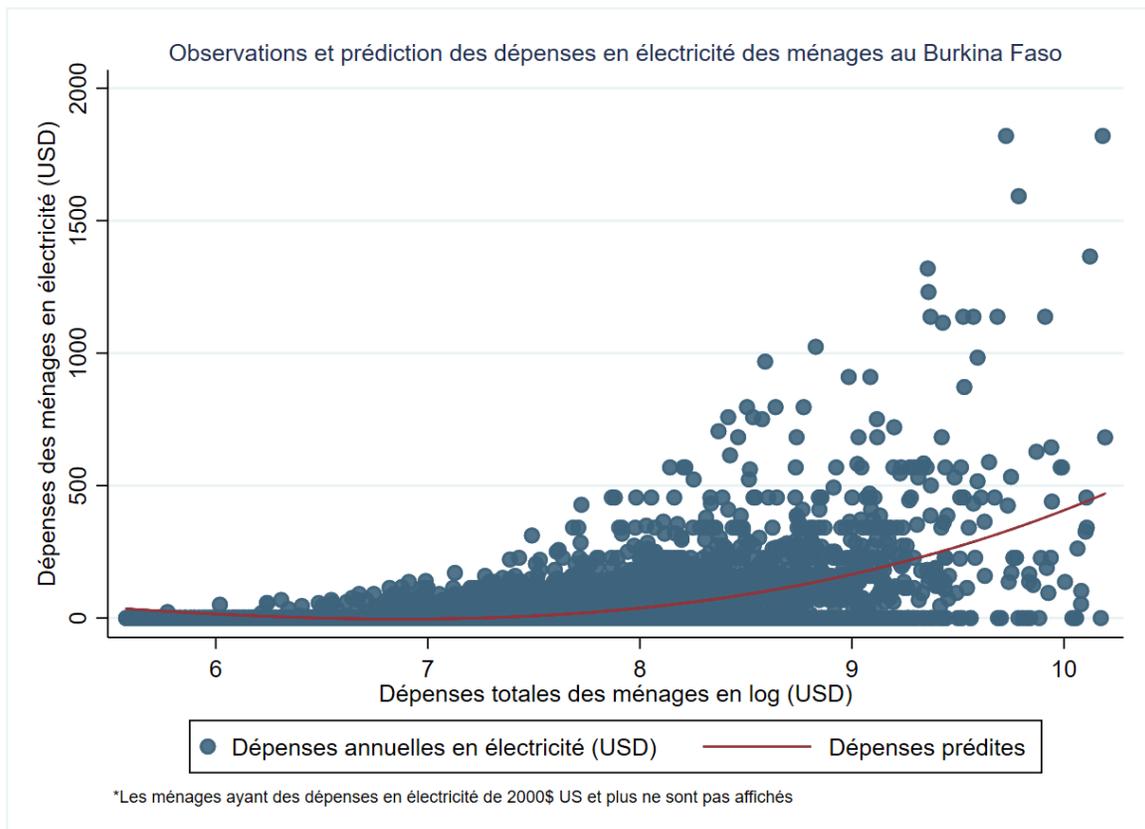
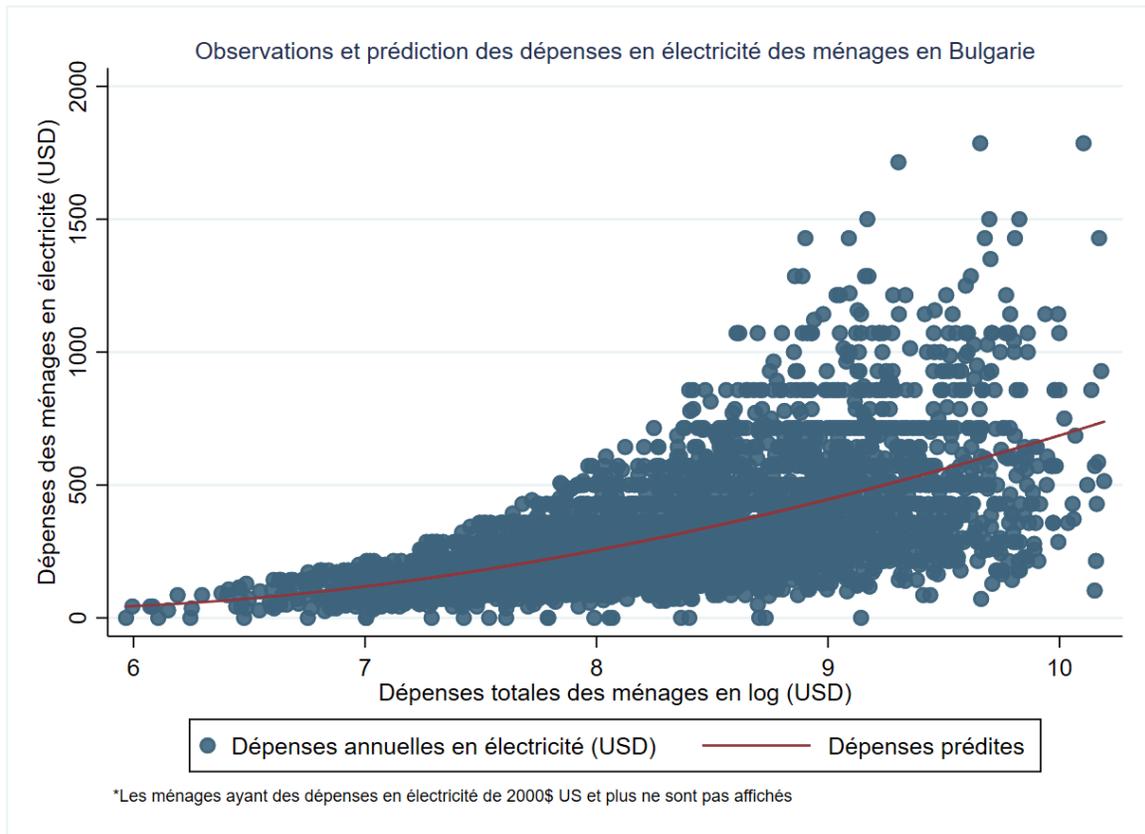
7.1 Sommaire des sondages utilisés pour créer la base de données microéconomiques

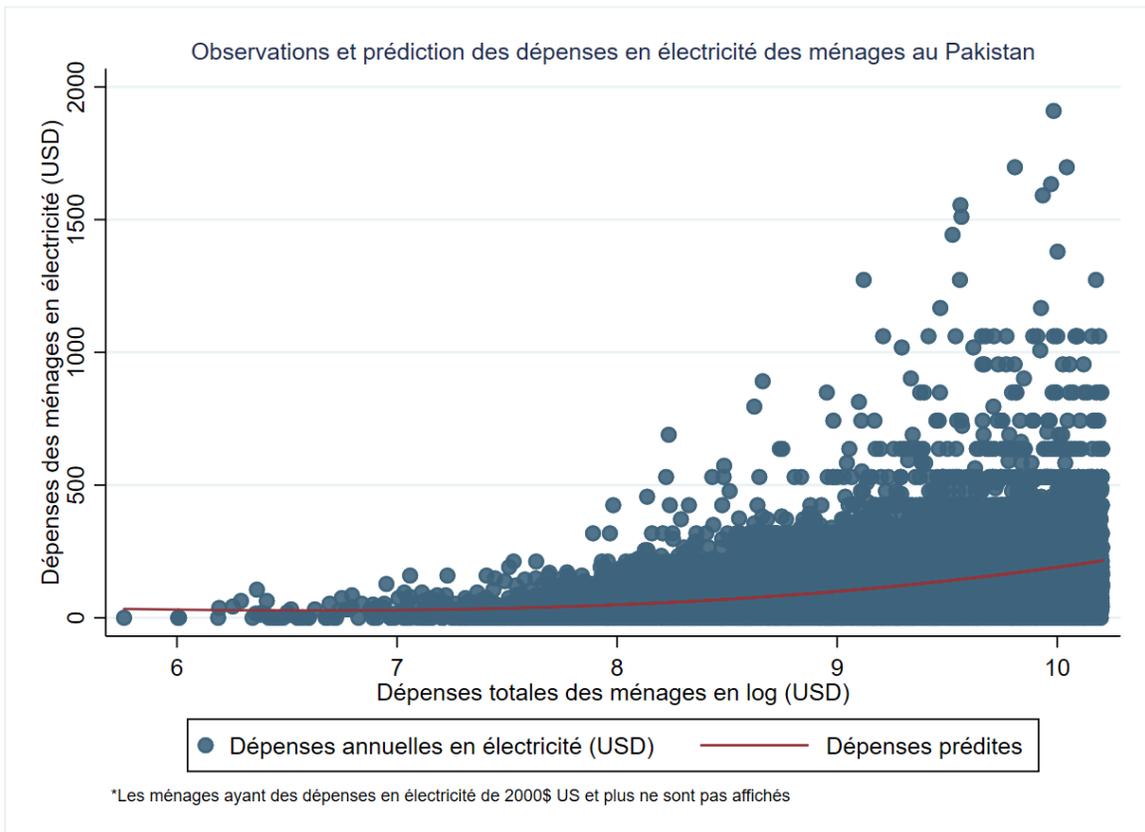
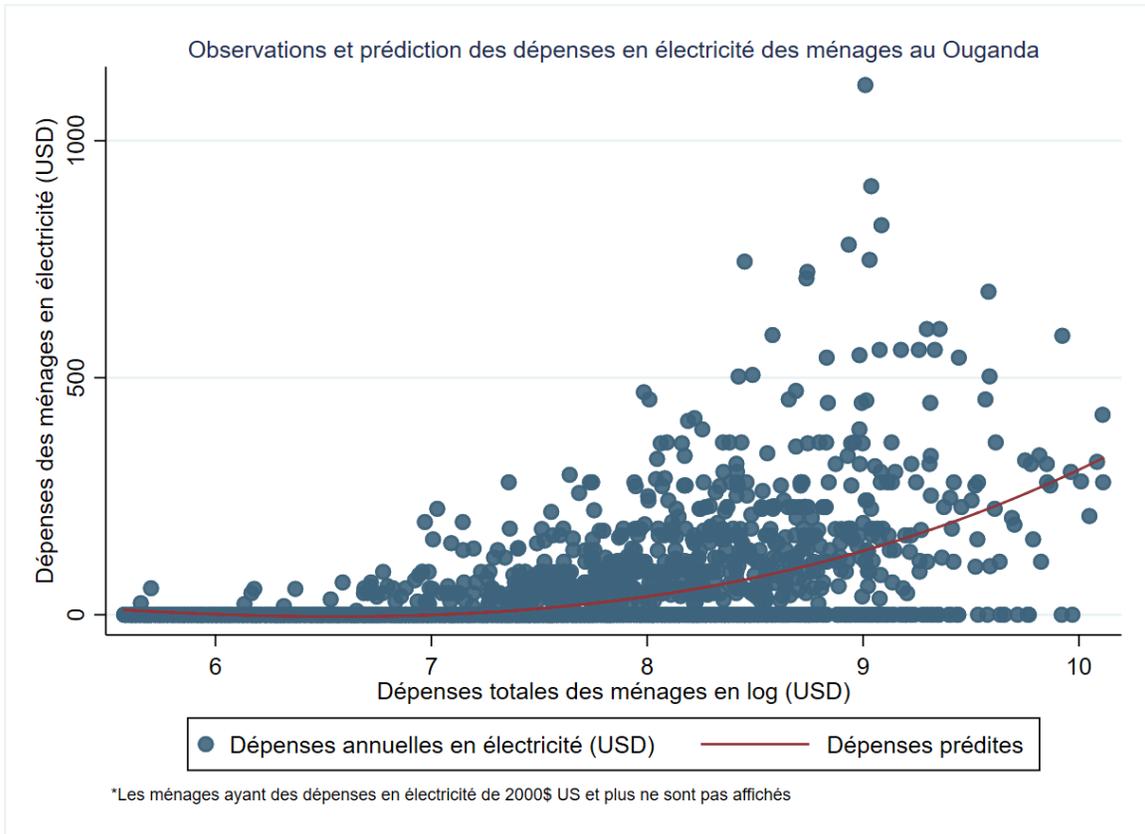
| Pays | Année | Nom du sondage | Instigateur principal (Nom) | Instigateur principal (Affiliation) | Numéro de référence du sondage | Source et date du téléchargement | Lien |
|--------------|-----------|---|--|---|--------------------------------|----------------------------------|---|
| Albanie | 2005 | Living Standards Measurement Survey 2005 | Institute of Statistics of Albania | | ALB_2005_LS MS_v01_M | World Bank 25-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/64 |
| Albanie | 2002 | Albania - Living Standards Measurement Survey 2002 (Wave 1 Panel) | Institute of Statistics of Albania | | ALB_2002_LS MS_v01_M | World Bank 13-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/86/study-description |
| Bulgarie | 2007 | Multitopic Household Survey 2007 | Gallup International | | BGR_2007_M THS_v01_M | World Bank 23-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2273 |
| Bulgarie | 2003 | Bulgaria - Multitopic Household Survey 2003 | National Statistical Institute (NSI) | Ministry of Labour and Social Policy | BGR_2003_M THS_v01_M | World Bank 13-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2270 |
| Burkina Faso | 2014 | Enquête Multisectorielle Continue 2014 | Institut National de la Statistique et de la Démographie | Ministère de l'Economie et des Finances | BFA_2014_E MC_v01_M | World Bank 23-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2538 |
| Ghana | 2009-2010 | Socioeconomic Panel Survey: 2009-2010 | Institute of Statistical, Social and Economic Research/ Economic Growth Center | University of Ghana /Yale University | GHA_2009_G SPS_v01_M | World Bank 24-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2534 |
| Liberia | 2014-2015 | Liberia - Household Income and Expenditure Survey 2014-2015 | Government of Liberia | Liberia - Household Income and Expenditure Survey 2014-2015 | LBR_2014_HI ES_v01_M | World Bank 18-10-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2563/related_materials |
| Malawi | 2010 | Third Integrated Household Survey 2010-2011 | National Statistical Office (NSO) | Ministry of Economic Planning and Development (MoEPD) | MWI_2010_I HS-III_v01_M | World Bank 16-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/1003/study-description |

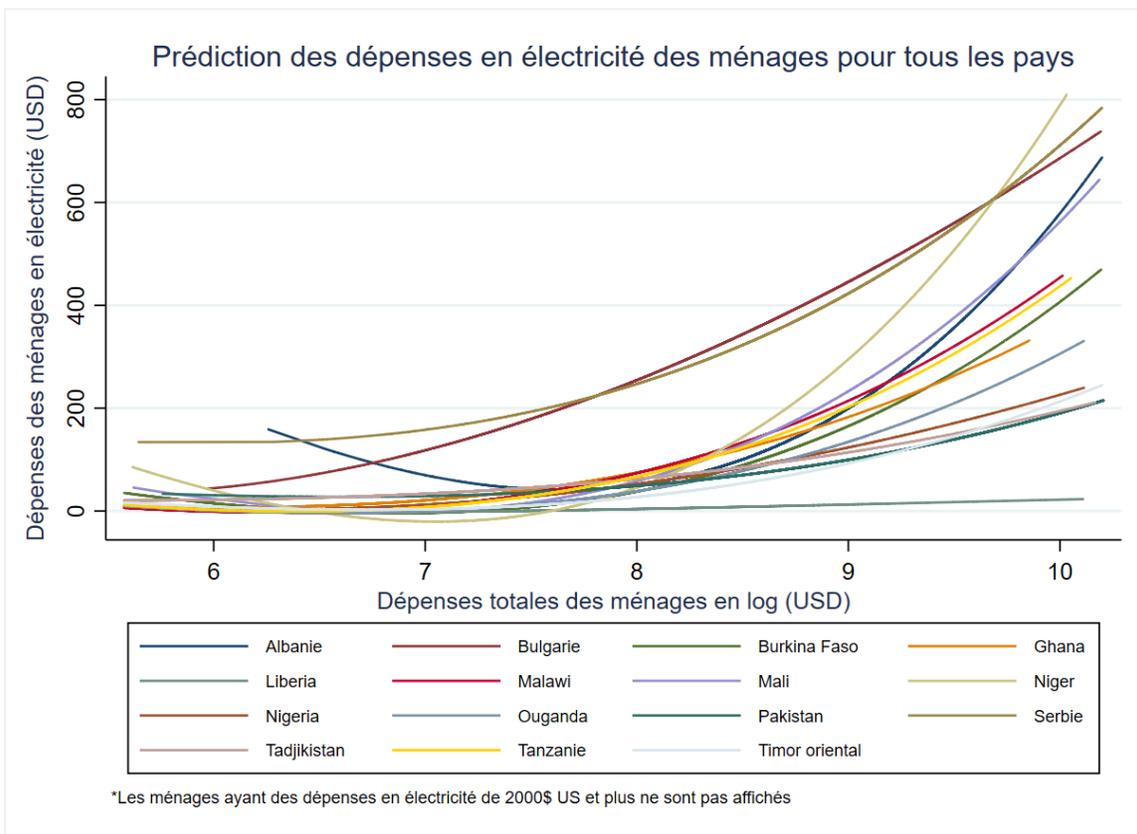
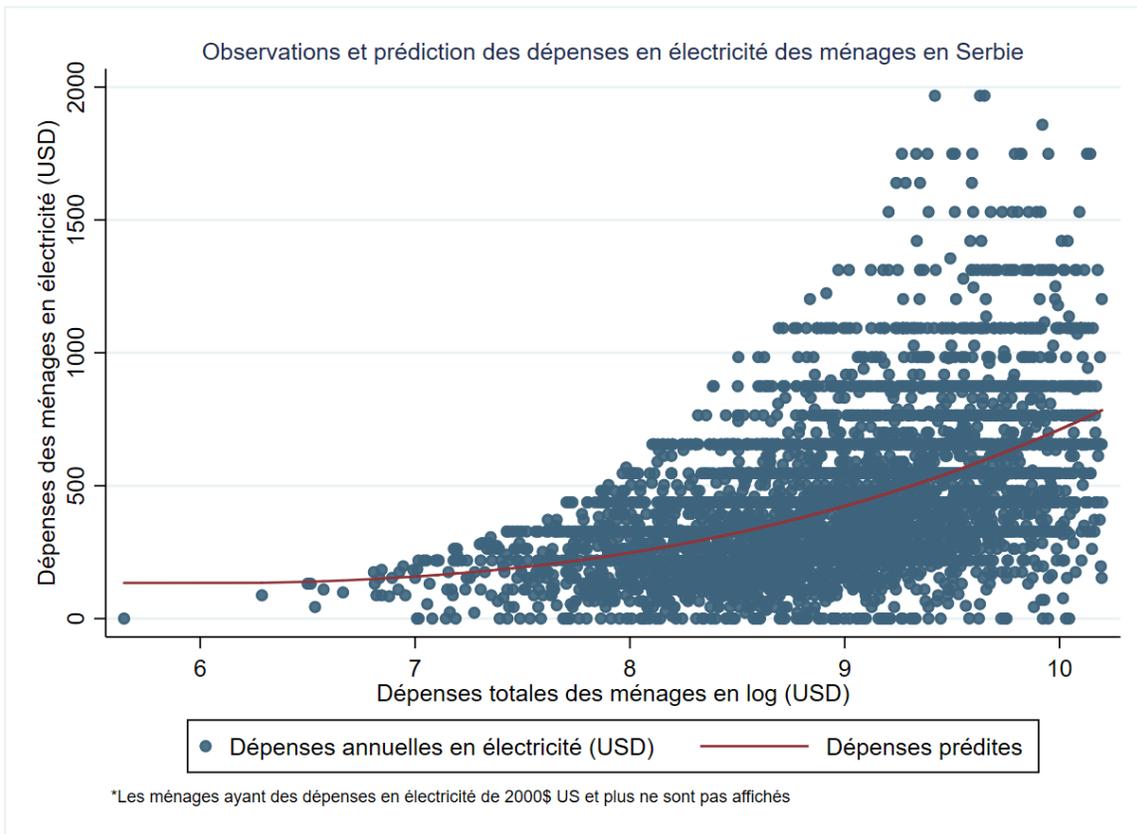
| | | | | | | | |
|-------------|-----------|--|--|--|---------------------------------|--|---|
| Mali | 2014 | Enquête Agricole de Conjoncture Intégrée 2014 | Cellule de Planification et de Statistiques/Institut National de la Statistique/Direction Nationale de l'Agriculture | Ministère du Développement Rural/Gouvernement du Mali/Ministère de l'Agriculture de l'Elevage et de la Pêche | MLI_2014_EA CI_v01_M | World Bank 24-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2583 |
| Niger | 2014 | National Survey on Household Living Conditions and Agriculture 2014, Wave 2 Panel Data | Survey and Census Division | National Institute of Statistics | NER_2014_E CVMA- II_v01_M | World Bank 24-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2676 |
| Nigeria | 2015 | General Household Survey, Panel 2015-2016, Wave 3. | National Bureau of Statistics (NBS) | Federal Government of Nigeria | NGA_2015_G HSP- W3_v01_M | World Bank 24-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2734 |
| Ouganda | 2009 | National Household Survey 2009 | Uganda Bureau of Statistics (UBOS) | Ministry of Finance, Planning and Economic Development | UGA_2009_U NPS_v01_M | World Bank 15-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/1001/study-description#page=accesspolicy&tab=study-desc |
| Ouganda | 2013-2014 | Uganda - National Panel Survey 2013-2014 | Uganda Bureau of Statistics | Government of Uganda | UGA_2013_U NPS_v01_M | World Bank 14-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2663 |
| Ouganda | 2011-2012 | Uganda - National Panel Survey 2011-2012, Wave III | Uganda Bureau of Statistics (UBOS) | Ministry of Finance, Planning and Economic Development | UGA_2011_U NPS_v01_M | World Bank 14-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2059 |
| Ouganda | 2010-2011 | Uganda - National Panel Survey 2010-2011 | Uganda Bureau of Statistics (UBOS) | Government of Uganda | UGA_2010_U NPS_v01_M | World Bank 14-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2166/get_microdata |
| Pakistan | 2015-2016 | HIES / HIICS 2015-16 | | | | Pakistan Bureau of Statistics 05-09-17 | http://www.pbs.gov.pk/content/hies-hiics-2015-16-microdata |
| Serbie | 2007 | Living Standards Measurement Survey 2007 | Statistical Office of the Republic of Serbia | | SRB_2007_LS MS_v01_M | World Bank 24-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2291 |
| Tadjikistan | 2009 | Tadjikistan - Living Standards Survey 2009 | State Statistical Agency | | TJK_2009_TL SS_v01_M | World Bank 15-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/73/study-description |

| | | | | | | | |
|----------------|-----------|--|---------------------------------|----------------------------------|---------------------------|------------------------|---|
| Tajikistan | 2007 | Tajikistan - Living Standards Survey 2007 | State Statistical Agency | | TJK_2007_TL SS_v01_M | World Bank 14-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/72 |
| Tajikistan | 2003 | Tajikistan - Living Standards Survey 2003 | State Statistical Agency | | TJK_2003_LS MS_v01_M | World Bank 14-11-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/278 |
| Tanzanie | 2014-2015 | National Panel Survey 2014-2015, Wave 4 | National Bureau of Statistics | Ministry of Finance and Planning | TZA_2014_N PS-R4-v01_M | World Bank 25-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/2862 |
| Timor-Oriental | 2007 | Survey of Living Standards 2007 and Extension 2008 | National Statistics Directorate | | TLS_2007_LS MS_v01_M | World Bank 25-08-17 | http://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/78 |

7.2 Illustrations de données utilisées et de prédictions obtenues à l'aide de courbes non paramétriques

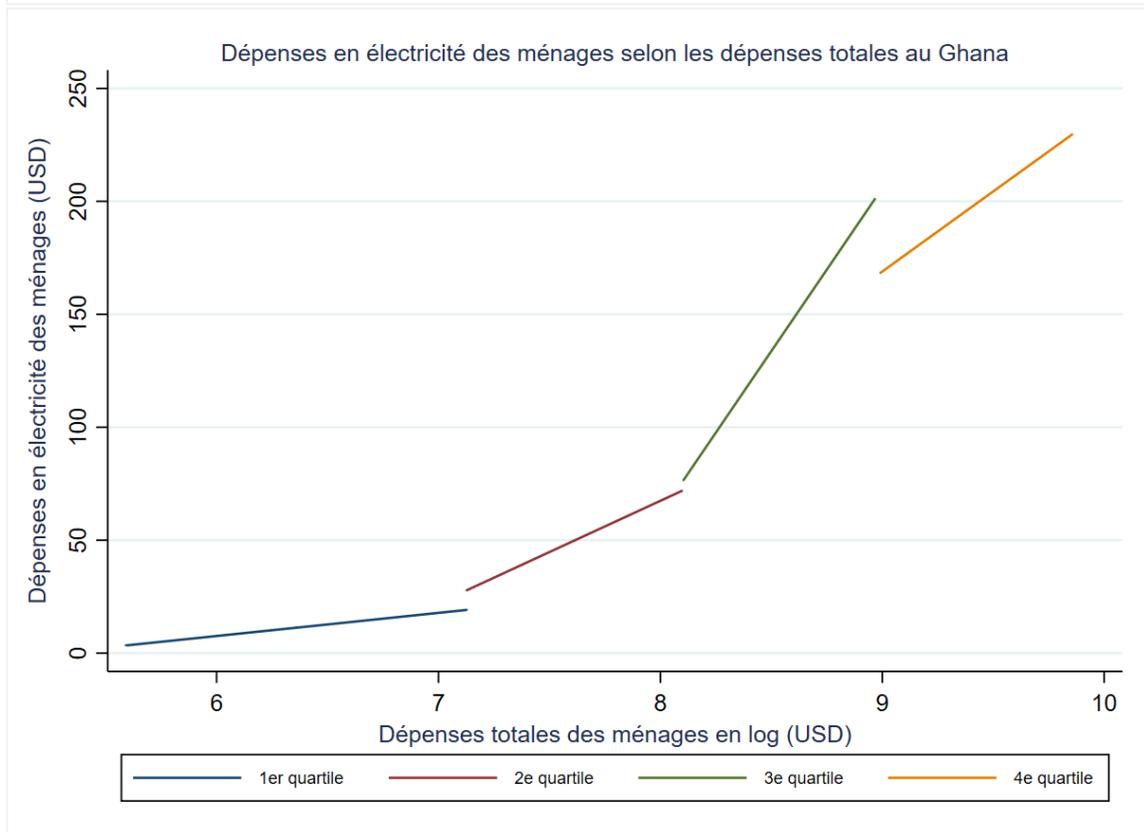
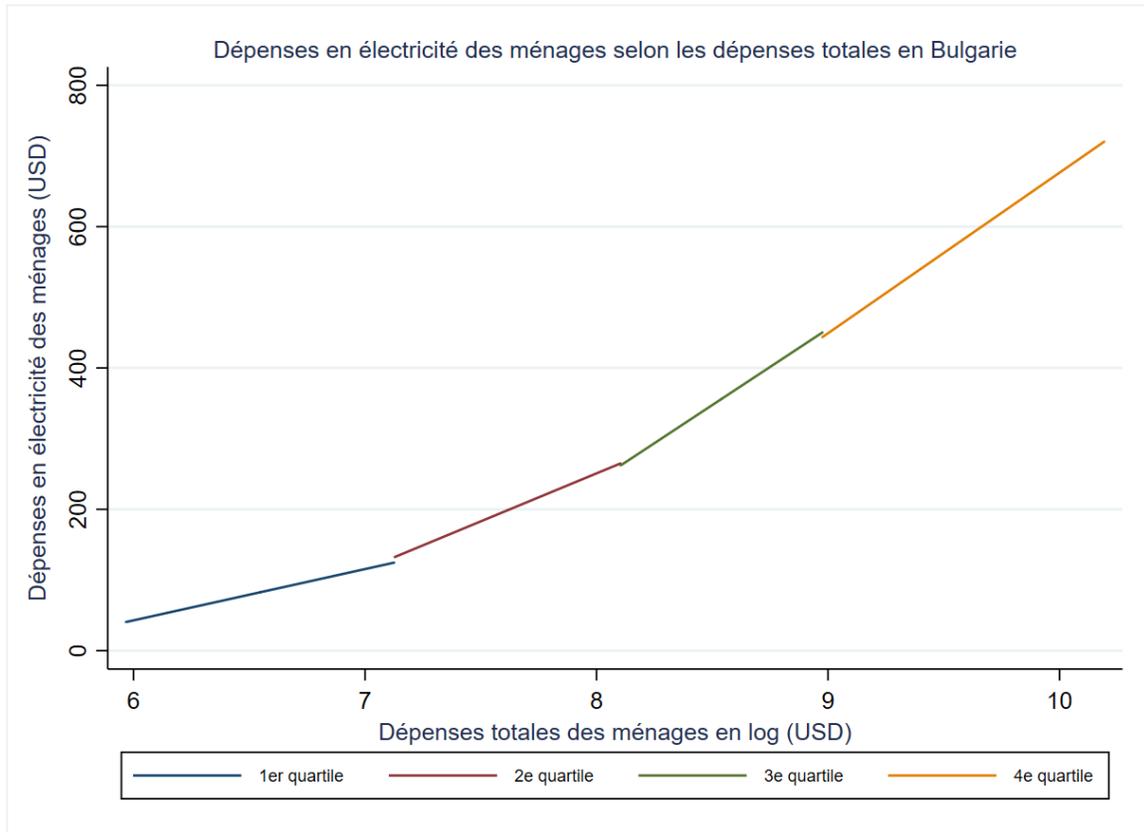


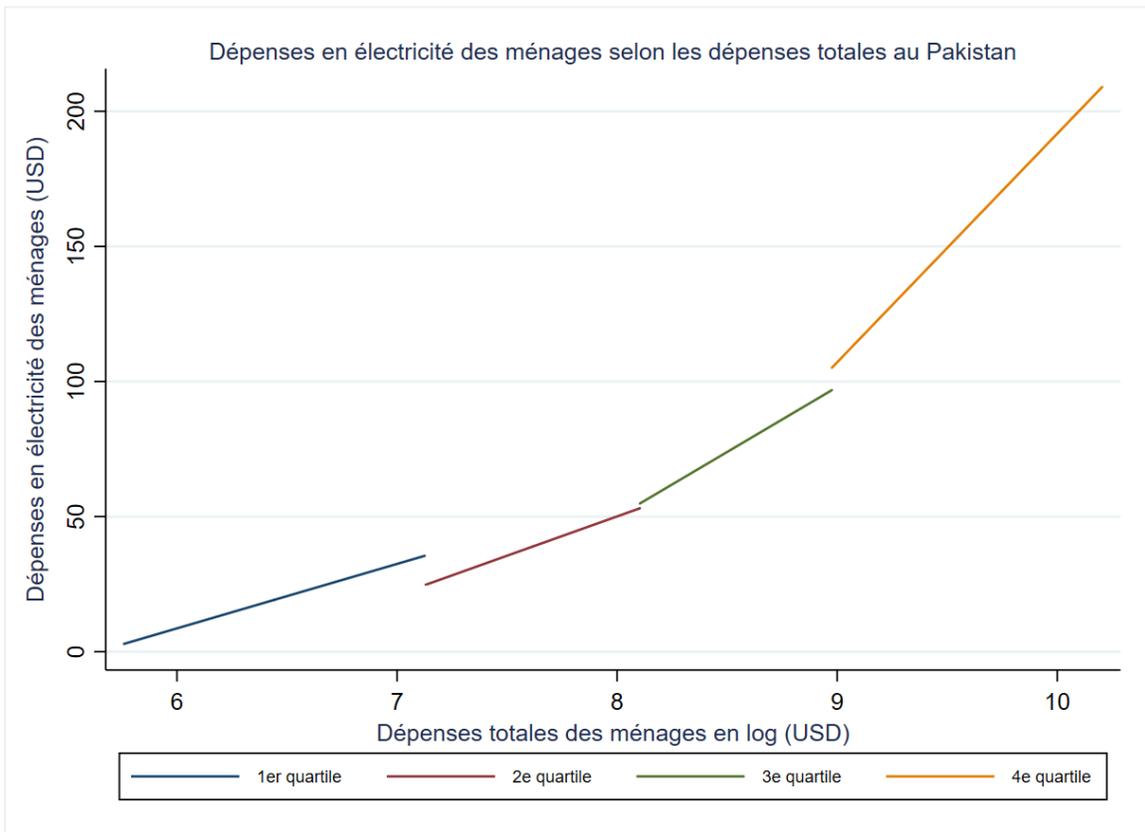
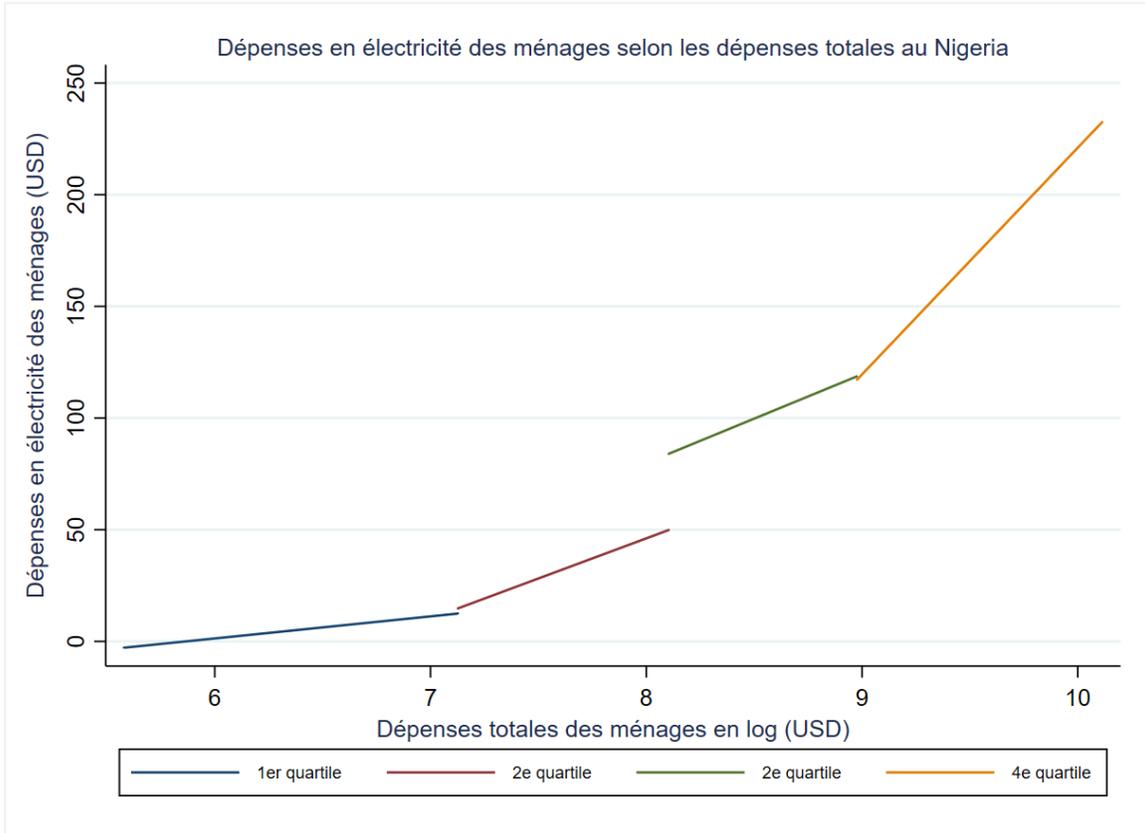


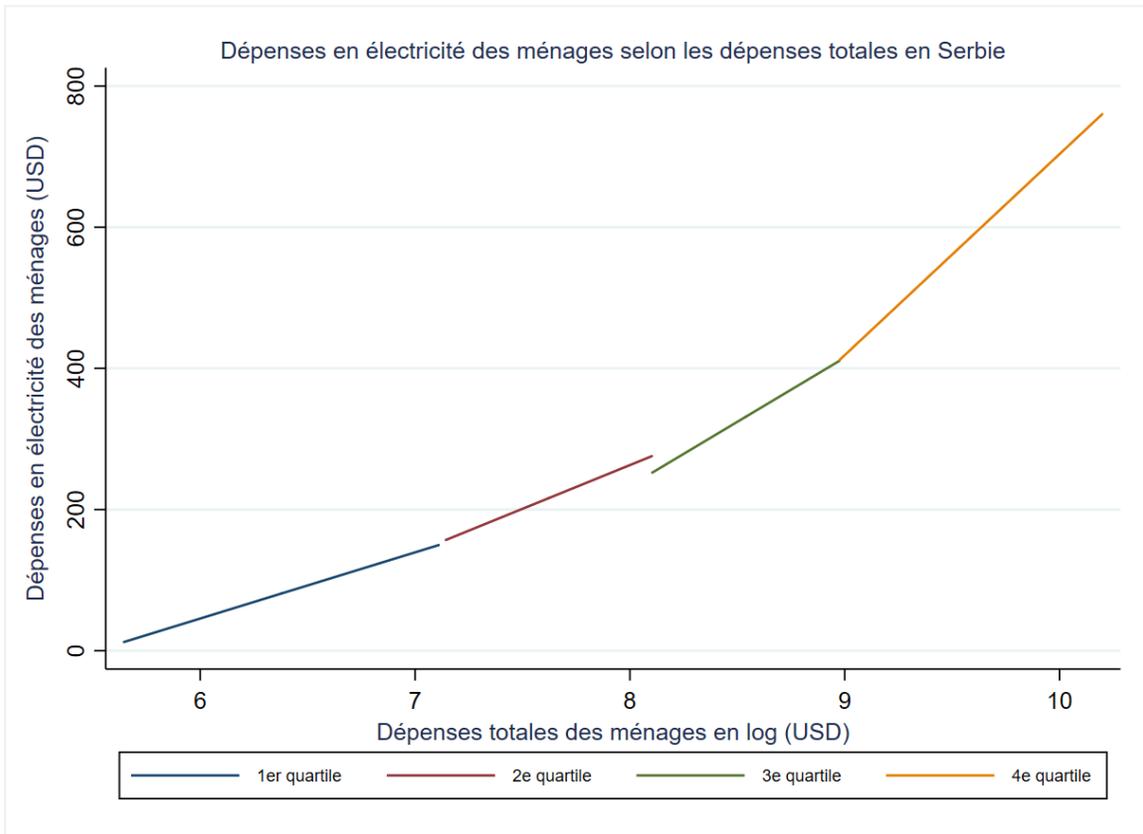


7.3 Analyse des dépenses en électricité des ménages par quartile de dépenses totales

7.3.1 Dépenses en électricité







7.3.2 Pourcentage des dépenses totales consacré à l'électricité

