

Louvain School of Management

Efficacité d'un prix du carbone universel et élevé

Analyse pour la demande de pétrole dans les transports

Auteur : T rence BRICOUT
Promoteur : Pr. Yves De Rong 
Ann e acad mique 2020-2021
Travail de fin d tudes (TFE) en vue d'obtenir le titre d'ing nieur de
gestion   finalit  sp cialis e en Financial Engineering

Remerciements

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au soutien, aux conseils et à l'aide de différentes personnes que j'aimerais remercier.

Tout d'abord, je tiens à remercier mon promoteur, le Professeur Yves De Rongé, pour son encadrement, ses conseils avisés ainsi que sa disponibilité qui m'ont été d'une aide précieuse dans l'aboutissement de ce mémoire.

Ensuite, mes remerciements vont à mes parents, Annie et Frédéric, qui m'ont permis de réaliser mes études et m'ont soutenu tout au long de ce parcours.

Je remercie également Michel Bohet pour le temps consacré à la relecture de ce travail.

Enfin, je suis reconnaissant du soutien de mes amis et de ma famille qui m'ont motivé, encouragé et aidé durant la rédaction de ce mémoire.

Table des matières

I. INTRODUCTION.....	1
1. Description du contexte.....	1
2. Énonciation du problème	2
3. Organisation de la recherche.....	3
II. PARTIE THEORIQUE	4
PARTIE I : Tarification du carbone appliquée aux énergies fossiles.....	4
Chapitre 1 : Rôle de la taxation carbone dans l'industrie pétrolière.....	4
1.1. Impact du dioxyde de carbone	4
1.2. Instruments d'atténuation des émissions carbone.....	5
1.3. Nécessité de l'application de la taxe carbone dans le secteur pétrolier	7
Chapitre 2 : Analyse et impact concernant le prix du carbone	9
2.1. Tendances pour le prix du carbone.....	10
2.2. Faiblesses et conséquences des politiques actuelles sur le carbone	12
2.3. Répercussions du prix du carbone sur le consommateur final.....	13
PARTIE II : Analyse approfondie de la demande de pétrole dans les transports.....	16
Chapitre 3 : Demande de pétrole pour les transports et impact d'une augmentation de prix	16
3.1. Tendances pour la production mondiale de pétrole	17
3.2. Dépendance au pétrole et responsabilité des transports.....	19
3.3. Calcul et interprétation de l'élasticité-prix de la demande.....	20
3.4. Élasticité-prix de la demande de pétrole dans les transports.....	21
Chapitre 4 : Évaluation des variables influençant la demande de pétrole	24
4.1. Influence de la taxation carbone actuelle sur la demande de pétrole	24
4.2. Facteurs influençant significativement la demande de pétrole	26
III. QUESTION DE RECHERCHE ET HYPOTHESES.....	30
IV. PARTIE EMPIRIQUE	32
Chapitre 5 : Méthodologie	32
5.1. Description et intérêt de la méthode empirique utilisée.....	32
5.2. Description des bases de données utilisées	33
5.3. Description des tests statistiques utilisés	36

5.3.1. La régression linéaire multiple	36
5.3.2. Le test de normalité	36
5.3.3. Le test de stationnarité.....	37
5.3.4. Le test d'identification du meilleur modèle de régression.....	37
5.3.5. Le test de multicolinéarité	38
5.3.6. Le test d'autocorrélation des erreurs	38
5.3.7. Le test d'hétéroscédasticité.....	39
Chapitre 6 : Résultats et interprétations	39
6.1. Analyse de base des séries temporelles	39
6.1.1. Statistiques descriptives	39
6.1.2. Test de stationnarité des données	41
6.2. Calcul et raisonnement pour le développement du prix universel du carbone.....	43
6.3. Modèle de régression linéaire multiple.....	47
6.3.1. Scénario A : SANS la contrainte d'un prix du carbone universel et élevé	47
6.3.2. Scénario B : AVEC la contrainte d'un prix du carbone universel et élevé.....	50
6.3.3. Tests de mauvaise spécification des variables du modèle	52
6.3.4. Comparaison des deux scénarios.....	53
6.4. Interprétations des résultats obtenus	55
6.4.1. Vérification de la première hypothèse.....	55
6.4.2. Vérification de la deuxième hypothèse.....	55
6.4.3. Vérification de la troisième hypothèse	56
V. CONCLUSION	57
1. Conclusion générale	57
2. Limites du travail	58
3. Pistes pour des recherches futures	61
VI. BIBLIOGRAPHIE	63
VII. ANNEXES	71

Liste des figures

Figure 1 : Émissions carbone mondiales cumulées des principaux secteurs d'activité de 1750 à 2011 (p.7)

Figure 2 : Émissions CO2 cumulées des plus gros producteurs de charbon, gaz et de pétrole entre 1854 et 2010 (p.8)

Figure 3 : Prix du carbone dans le monde en 2018 pour les pays appliquant la tarification du carbone (p.12)

Figure 4 : Aspects d'équité et acceptabilité ressentis par la population envers les politiques sur la tarification du carbone (p.15)

Figure 5 : Projection des différentes formes d'énergies primaires selon le scénario descriptif de l'IEA (p.18)

Figure 6 : Émissions carbone du transport routier en Suède entre 1990 et 2015 (p.26)

Figure 7 : Demande de pétrole dans les transports entre 1990 et 2018 (p.40)

Figure 8 : Test KPSS de stationnarité des variables du modèle (p.42)

Figure 9 : Test KPSS de stationnarité des différences successives des variables du modèle (p.42)

Figure 10 : Test KPSS de stationnarité des différences successives d'ordre 2 des variables du modèle (p.43)

Figure 11 : Valeurs fictives d'un prix universel du carbone par habitant entre 1990 et 2018 (p.45)

Figure 12 : Poids du prix universel du carbone sur le revenu moyen par habitant entre 1990 et 2018 (p.46)

Figure 13 : Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle complet pour le scénario A (p.48)

Figure 14 : Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle réduit pour le scénario A (p.50)

Figure 15 : Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle complet pour le scénario B (p.51)

Figure 16 : Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle réduit pour le scénario B (p.52)

Liste des tableaux

Tableau 1 : Résumé des facteurs influençant la demande de pétrole dans les transports (*p.29*)

Tableau 2 : Caractéristiques des variables utilisées dans la partie empirique (*p.35*)

Tableau 3 : Moyennes, variances, skewness et kurtosis des variables de nos modèles de régression (*p.41*)

I. INTRODUCTION

1. Description du contexte

Des objectifs ambitieux doivent être envisagés pour lutter contre le réchauffement climatique afin d'éviter des conséquences dramatiques dans le monde entier. En effet, l'accord de Paris sur le climat a réuni près de 190 pays qui ont voté en faveur d'une trajectoire limitant le réchauffement de la planète en dessous de 2°C mais avec l'ambition supplémentaire de ne pas dépasser un réchauffement de 1,5°C pour réduire significativement l'impact climatique (European Commission, 2020). Pour atteindre cet objectif, il semble important de se concentrer sur le dioxyde de carbone (CO₂), principal responsable du changement climatique mondial (Duan et al., 2017).

De ce fait, certains pays taxent les émissions de CO₂ en raison de l'impact climatique grave qu'elles provoquent mais cette mesure n'est pas appliquée partout dans le monde et les nations qui l'appliquent ne dépassent généralement pas un prix de 10 dollars par tonne d'émissions de CO₂ (Duan et al., 2017). Effectivement, malgré la présence d'instruments de tarification du carbone, ce prix est en moyenne trop faible par rapport à celui recommandé par les experts pour atteindre les objectifs de l'accord de Paris (Green, 2021). L'une des explications de ce constat est l'acceptabilité de la population envers les politiques de tarification du carbone car elle doit payer plus en cas d'augmentation du prix sur le carbone (Drews et al., 2019). Il est donc urgent d'agir en essayant d'aller vers une hausse de ce prix, en tenant compte du comportement des consommateurs.

Nous orientons notre recherche sur la ressource fossile et le secteur qui représentent l'enjeu climatique le plus important en raison des quantités importantes d'émissions de carbone émises : le pétrole dans le secteur des transports. En effet, le pétrole est l'un des combustibles fossiles qui génère depuis longtemps d'énormes quantités de gaz à effet de serre (GES) dans l'atmosphère (Fraser et al., 2017). Consommant plus de la moitié du pétrole disponible, le transport est le secteur principalement responsable de la consommation excessive de ce carburant fossile (Kverndokk & Rosendahl, 2013). Dans notre analyse, nous nous concentrons davantage sur le transport routier car sa responsabilité en termes d'émissions de carbone est bien plus élevée que celle des transports aérien et maritime (Creutzig, 2015).

2. Énonciation du problème

Dans ce contexte, nous envisageons d'intégrer un prix universel du carbone suffisamment élevé et d'évaluer son impact sur la demande de pétrole dans les transports. En effet, nous basons notre raisonnement sur les propos de Christian Gollier qui justifie que si les citoyens supportent la même taxe sur le carbone, en appliquant des compensations financières pour les pays les plus pauvres, cela éviterait la délocalisation des activités vers les pays où la politique carbone est plus rentable et contribuerait à renforcer le sentiment d'égalité entre les individus grâce à une même politique de prix du carbone (Gollier, 2019). Nous sommes particulièrement réceptifs à cette proposition car nous souhaitons tester un moyen de faire accepter à la population un prix du carbone plus élevé. De plus, nous nous concentrons à l'évaluer sur la demande de pétrole consommé dans les transports, conformément à la justification développée à la fin de la section précédente.

Pour enrichir la littérature dans ce domaine, nous testons si la tarification universelle du carbone est une option efficace pour atténuer la demande de pétrole dans les transports. Pour ce faire, nous identifions d'abord le prix moyen du carbone qui est recommandé par les experts. Il faut également tenir compte du fait que d'autres variables influencent la demande de pétrole et que ce prix doit être analysé conjointement avec elles (Ding et al., 2012; Ekins & Peake, 2017; Green, 2021). Par exemple, une variable telle que le revenu peut avoir un fort impact sur le comportement du consommateur dans ce secteur (Fouquet, 2014).

Après avoir identifié l'impact d'un prix universel du carbone sur cette demande, nous justifions s'il est nécessaire ou non d'intégrer des mesures supplémentaires dont l'objectif est d'atténuer la demande. En effet, les objectifs d'atténuation climatique de l'accord de Paris ne sont pas faciles à atteindre (Green, 2021), ce qui conduit plusieurs auteurs à envisager des mesures plus strictes qui accompagneraient le poids d'un prix sur le carbone pour lutter contre le changement climatique (Ding et al., 2012; Green, 2021; Mehling & Tvinnereim, 2018). Dans le contexte de la demande de pétrole dans les transports, nous identifions si de telles mesures devraient être incluses pour compenser un manque potentiel d'effet de la tarification universelle du carbone sur cette dernière.

3. Organisation de la recherche

Notre recherche est divisée en chapitres incluant, dans l'ordre, l'introduction, les parties théorique et empirique et la conclusion. La structure de cette dernière est importante car elle permet au lecteur de suivre notre raisonnement du début à la fin du travail sous la forme d'un fil conducteur.

Dans cette introduction, nous décrivons le contexte ayant conduit à notre réflexion, l'énoncé de la problématique de recherche à laquelle nous voulons répondre et l'organisation détaillée de notre recherche.

Pour la partie théorique, nous incluons la revue de la littérature essentielle afin d'avoir les connaissances requises sur notre sujet. Nous la divisons en deux sous-sections qui comprennent respectivement la tarification du carbone pour les énergies fossiles et l'analyse détaillée de la demande de pétrole dans les transports. La première citée comprend le premier chapitre qui analyse la taxe carbone et son application dans le secteur pétrolier. Elle intègre ensuite également le chapitre 2 qui fournit une analyse approfondie des prix actuels du carbone. La deuxième sous-partie est constituée des chapitres 3 et 4. Le chapitre 3 rend compte de l'évolution de la demande de pétrole dans les transports et de son élasticité à la variation des prix, tandis que le chapitre 4 traite des variables qui influencent cette demande. A la fin de la section théorique, nous présentons notre question de recherche et nos trois hypothèses.

La partie empirique constitue le cœur de notre mémoire avec l'intégration d'une méthodologie de recherche basée sur des modèles économétriques et l'interprétation de nos résultats. Dans le chapitre 5, nous détaillons notre méthodologie en précisant respectivement son intérêt, les bases de données utilisées dans nos modèles et les tests statistiques effectués. Ensuite, le chapitre 6 indique nos différents résultats, leurs interprétations et se termine par une vérification pour chacune des hypothèses que nous avons posées.

Enfin, nous terminons par la conclusion qui constitue la dernière partie de ce travail. Dans celle-ci, nous trouvons la conclusion générale dans laquelle nous soulignons les idées principales de notre recherche, les limites de notre travail et les pistes que nous avons identifiées pour des recherches futures.

II. PARTIE THEORIQUE

PARTIE I : Tarification du carbone appliquée aux énergies fossiles

Chapitre 1 : Rôle de la taxation carbone dans l'industrie pétrolière

Les réglementations environnementales ont fixé des objectifs ambitieux quant à la réduction des émissions carbone (Gollier, 2019). Dès lors, les experts et les politiques doivent s'occuper de mettre en place des normes environnementales adéquates afin d'atteindre cet objectif. Pour ce faire, ils disposent de la tarification du carbone qui semble être efficace pour inciter à la réduction des activités impliquant de l'énergie fossile (Green, 2021). De plus, l'industrie pétrolière s'appuie encore sur des alternatives fossiles et continue à émettre consciemment de grandes quantités d'émissions carbone (Frumhoff et al., 2015). Grâce à ce chapitre, le lecteur va donc comprendre que l'application d'une taxe carbone dans le secteur pétrolier est un élément-clé dans la lutte contre le réchauffement climatique.

Tout d'abord, la première section se concentre sur l'impact néfaste du dioxyde de carbone (CO₂) et sur la justification d'une action contre ce dernier. Par la suite, l'intérêt de ce mémoire nous amène à présenter les 2 principaux instruments de tarification du carbone qui sont utilisés par de nombreux pays afin de réduire ces émissions. Pour terminer ce chapitre, nous insistons sur les chiffres alarmants que présente l'industrie des combustibles fossiles et l'intérêt de se concentrer sur les compagnies pétrolières en leur imposant un prix sur le carbone.

1.1. Impact du dioxyde de carbone

Selon le dernier rapport du groupe d'expert « Intergovernmental Panel on Climate Change » (IPCC), le problème climatique est le suivant : *« La poursuite des émissions de gaz à effet de serre entraînera un nouveau réchauffement et des changements durables dans toutes les composantes du système climatique, ce qui augmentera la probabilité d'effets graves, généralisés et irréversibles pour les populations et les écosystèmes. Pour limiter le changement climatique, il faudrait des réductions substantielles et durables des émissions de gaz à effet de serre qui, associées à l'adaptation, peuvent limiter les risques liés au changement climatique »* (Allen et al., 2014, p. 8). Bien que les autres émissions de gaz à effet de serre (GES) contribuent

également au changement climatique, c'est effectivement le CO₂ qui est majoritairement responsable du réchauffement à l'échelle mondiale (Duan et al., 2017).

Dans son ouvrage, Christian Gollier argumente que cette quantité de dioxyde de carbone émise dans l'atmosphère ne doit pas dépasser 800 Giga-tonnes (Gt) afin de rester sous la barre des 2°C. Cependant, la production moyenne de CO₂ par habitant est de l'ordre de 5,5 tonnes que l'on multiplie par le nombre d'habitants pour arriver à 42 Gt de CO₂ par an (Gollier, 2019). Par conséquent, cela prouve que les efforts doivent être rigoureux afin de limiter l'augmentation de la température à l'échelle mondiale. Les conséquences pourraient être désastreuses au niveau économique et social si la gestion du changement climatique n'est pas efficace. Par exemple, les populations les plus pauvres seraient les premières touchées avec un accroissement des inégalités et le problème social serait dès lors accentué (Duan et al., 2017). De ce fait, il convient de trouver un juste équilibre entre performances et risques environnementaux liés au secteur d'activité (Hassel & Semenova, 2015).

1.2. Instruments d'atténuation des émissions carbone

Au niveau des politiques d'atténuation mises en place, on retrouve essentiellement 2 méthodes principales dont l'objectif est de réduire considérablement les émissions carbone : la taxe sur le carbone et le système d'échange de quotas d'émissions (ETS) (Green, 2021). En ce qui concerne la première méthode, le « Carbon Pricing Leadership Coalition » (CPLC) a défini cette dernière de la manière suivante : *« Une taxe sur le carbone fixe un prix direct aux émissions de GES et oblige les acteurs économiques à payer pour chaque tonne de pollution par le carbone émise. Elle crée ainsi une incitation financière à réduire les émissions en adoptant des procédés plus efficaces ou des combustibles plus propres (c'est-à-dire que moins de pollution signifie moins de taxes). Cette approche offre une grande certitude quant au prix, car le prix par tonne de pollution est fixe, mais elle offre moins de certitude quant à l'ampleur de la réduction des émissions »* (Carbon Pricing Leadership Coalition, s. d.). Par la suite, la deuxième méthode est plus complexe car c'est un système pour lequel les entreprises reçoivent un certain quota d'émissions carbone qu'elles ne peuvent pas dépasser et un plafond est dès lors établi. Les quotas sont distribués aux entreprises réglementées soit gratuitement ou soit par un système d'échange. Par conséquent, les compagnies qui émettent un surplus d'émissions (par rapport au niveau autorisé) peuvent acheter des quotas, tandis que celles qui émettent moins d'émissions de CO₂ peuvent en vendre (Green, 2021).

Malgré un objectif commun de réduction de l'impact climatique, ces instruments fonctionnent selon des mécanismes différents. En effet, la taxation carbone correspond à un prix qui est fixé par le gouvernement, tandis que le système ETS est assimilé à une quantité (ou plafond) qui est également établie par ce dernier. En d'autres termes, il n'y a pas réellement de limite d'émissions de CO₂ lors de l'application d'une taxe sur le carbone tant que les firmes peuvent payer et supporter cette taxe (Green, 2021). De plus, il est également possible que certains pays combinent ces 2 instruments afin d'avoir des politiques complémentaires dans la lutte contre le réchauffement climatique (Duan et al., 2017).

Selon plusieurs auteurs, le niveau de performance de ces instruments est généralement encourageant quant à la réduction effective des émissions de carbone (Allen et al., 2014; Duan et al., 2017; Haites, 2018). En 2021, on compte 30 taxes carbone et 31 systèmes ETS au niveau mondial qui couvrent plus de 20% du total des émissions de CO₂. Cependant, selon les résultats de l'étude de Jessica F Green (2021), la taxation carbone serait plus performante au niveau de la réduction des émissions de CO₂ que le système d'échange de quotas d'émissions (Green, 2021). De plus, d'après diverses ressources de la littérature, la première option reste relativement plus simple à implémenter que le système ETS. Ce dernier doit effectivement prendre en compte les coûts anticipés pour établir un plafond et il y a un marché d'échange des quotas d'émissions à organiser ainsi que le retrait de ceux-ci. Par conséquent, la taxation carbone semble être l'instrument à privilégier pour atteindre les objectifs d'atténuation des émissions de CO₂ (Duan et al., 2017; Green, 2021).

Les politiques favorisant l'utilisation de ce système de taxation vont permettre plusieurs effets potentiellement positifs. Premièrement, cela devrait encourager les producteurs à se tourner vers des énergies bas carbone et faire prendre conscience aux consommateurs qu'ils devraient choisir des options limitant leur impact carbone. De manière générale, cela devrait favoriser le développement des énergies vertes et amener de nouvelles découvertes (Duan et al., 2017). Enfin, cette taxe est également une solution rentable car elle augmenterait considérablement le PIB mondial et permettrait une diminution des décès liés à la pollution (Ekins & Peake, 2017). Il faut donc considérer que cet instrument de tarification a un énorme potentiel de croissance et d'investissement (Stern, 2015).

Néanmoins, souvent lié à un principe de responsabilité pour ceux qui créent le problème et plus particulièrement s'ils en ont conscience (Rawls, 1971), le cas des émissions carbone est assez compliqué à mettre en place car il y a une certaine subjectivité sur la responsabilité des nations. Plus précisément, plusieurs systèmes de répartition ont été abordés tels que les émissions historiques émises, les émissions annuelles émises ou encore le nombre d'émissions par habitant. Le classement au niveau de la responsabilité des pays varie d'un système à l'autre et il n'est donc pas évident d'identifier objectivement cette dernière. Par conséquent, une option à privilégier est de se concentrer sur les industries productrices de combustibles fossiles qui ont une implication non négligeable (Frumhoff et al., 2015). Effectivement, celles-ci font l'objet d'une attention croissante car elles sont des acteurs importants de la lutte contre le changement climatique et leur responsabilité est fortement engagée (Allen et al., 2017).

1.3. Nécessité de l'application de la taxe carbone dans le secteur pétrolier

Étant donné que le secteur des combustibles fossiles et autres procédés industriels provoquent un accroissement de GES de 80%, les normes environnementales doivent être strictes afin d'inciter à la réduction des émissions de CO₂ émises (Fraser et al., 2017). En suivant l'interprétation de la *figure 1*, les émissions mondiales proviennent de la sylviculture et d'autres utilisations des terres mais surtout de la combustion des combustibles fossiles, de la production de ciment et du torchage du gaz. En effet, selon les chiffres du dernier rapport du groupe d'experts (IPCC), ce sont les activités de la partie grise de la *figure 1* qui ont surtout provoqué une croissance continue des émissions carbone depuis 1750 et près de la moitié de l'accumulation de ces dernières a eu lieu entre 1970 et 2011 (Allen et al., 2014).

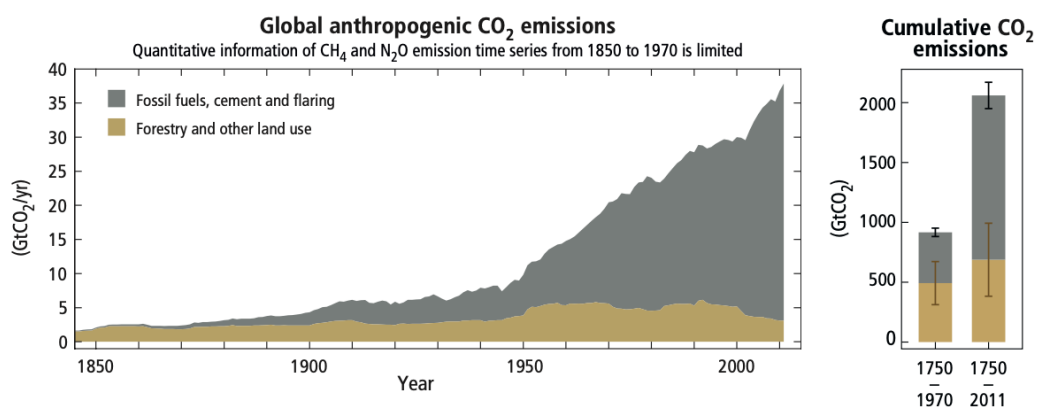


Figure 1 Émissions carbone mondiales cumulées des principaux secteurs d'activité de 1750 à 2011

Source : (Allen et al., 2014, p. 45)

Par la suite, la *figure 2* nous permet de visualiser plus en détail que très peu d'entreprises utilisant les énergies fossiles sont responsables d'une énorme quantité d'émissions de carbone. Selon une analyse des 90 plus gros producteurs de combustibles fossiles et de ciment entre 1854 et 2010 (Heede, 2014), 63% des émissions industrielles mondiales de CO₂ et de méthane sont causées par ces derniers (Frumhoff et al., 2015). Plus précisément, ces producteurs d'énergies fossiles sont responsables d'une augmentation totale de 57,0 (+2,9) % du CO₂ atmosphérique au cours de la période qui s'étend de 1880 jusque 2010. Le constat le plus inquiétant concerne l'augmentation de ces émissions de CO₂ à hauteur de 42,5 (+1,3) % durant les activités récentes de ces entreprises entre 1980 et 2010. En d'autres termes, en prenant en compte les activités de ces producteurs, la majeure partie de la croissance des émissions carbone a été observée sur les 30 dernières années de cette longue période (Allen et al., 2017).

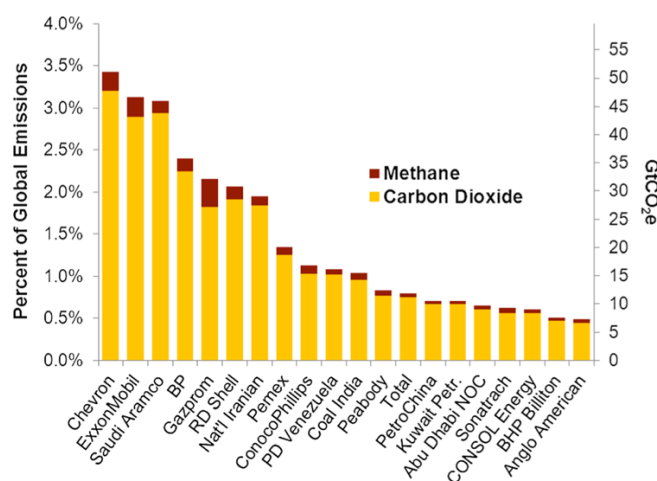


Figure 2 Émissions CO₂ cumulées des plus gros producteurs de charbon, gaz et de pétrole entre 1854 et 2010

Source : (Frumhoff et al., 2015, p. 162)

Cependant, bien qu'ils soient totalement conscients des potentielles conséquences climatiques dévastatrices via les chiffres, les producteurs d'énergies fossiles continuent à utiliser des alternatives qui restent polluantes. Cet argument peut être appuyé par le fait que des grosses compagnies pétrolières (ExxonMobil, Shell et British Petroleum) ont créé, entre 1989 et 2002, une coalition réfutant les preuves scientifiques sur les effets néfastes des émissions carbone et donc la nécessité des politiques de réduction de ces dernières. Par après, bien que certaines entreprises du secteur pétrolier aient pris conscience de l'urgence climatique en communiquant de manière plus durable (par exemple, discours en faveur des énergies vertes), d'autres continuent de nier les problèmes liés aux alternatives fossiles et militent pour une absence de régulation sur le carbone. En effet, l'industrie pétrolière mise encore

majoritairement sur l'énergie fossile à l'avenir car cette dernière reste très rentable financièrement (Frumhoff et al., 2015).

La disponibilité des combustibles fossiles renforce l'idée que leur consommation restera la norme mais cette analyse doit être tempérée car les considérations environnementales du secteur pétrolier semblent de plus en plus fortes. D'une part, en tenant compte du fait que la demande va augmenter d'au moins 50% via la croissance démographique, les compagnies pétrolières disposent d'alternatives fossiles pour répondre à cette demande, ce qui négligerait l'aspect environnemental en raison de la quantité d'émissions de CO₂ émises (Fraser et al., 2017). Il existe en effet de nombreuses réserves d'énergies fossiles qui ne sont pas encore exploitées et la demande pour les combustibles fossiles représente 80% de la demande énergétique mondiale (Johnsson et al., 2019). D'autre part, cette situation est en train de changer, la pression environnementale sur les compagnies pétrolières étant plus importante que par le passé. Par exemple, une entreprise comme Shell a récemment été condamnée par le tribunal de La Haye à réduire ses émissions de GES de 45% d'ici 2030 par rapport au niveau de 2019. L'argument du juge est basé sur la préservation des intérêts des générations futures (Mougeolle, 2021). Ou encore, Exxon a dû éjecter des membres de son conseil d'administration pour en accueillir de nouveaux afin de réorienter la politique environnementale de l'entreprise. Cette démarche a été initiée par le fonds spéculatif Engine No. 1 qui a été soutenu par certains des plus grands gestionnaires de fonds du monde (Bussewitz, 2021).

Ainsi, le désinvestissement dans les combustibles fossiles est urgent mais on peut douter de la prise de responsabilité effective des décideurs de l'industrie pétrolière qui font passer le bien-être économique avant le bien-être environnemental malgré les contraintes climatiques présentes (Allen et al., 2017; Sterner, 2007). Par conséquent, l'imposition d'un prix du carbone suffisamment élevé découragerait davantage l'utilisation de l'énergie fossile et plaiderait en faveur de la taxation du carbone comme instrument approprié pour lutter contre le changement climatique (Johnsson et al., 2019; Sterner, 2007).

Chapitre 2 : Analyse et impact concernant le prix du carbone

Un prix du carbone universel et suffisamment élevé est un moyen relativement simple d'atteindre les objectifs sur le climat (Gollier, 2019). Cependant, nous sommes encore loin d'atteindre ces objectifs tant les prix appliqués par les instruments de tarification du carbone

s'éloignent majoritairement des niveaux recommandés par les experts. Cela s'explique par plusieurs obstacles qui empêchent un renforcement des politiques d'atténuation du carbone (Green, 2021). Parmi ces derniers, le consommateur représente une contrainte importante pour ces politiques car il doit supporter la répercussion du prix du carbone et est généralement méfiant quant aux conséquences distributives suite à cette taxe (Combet et al., 2018). Ainsi, un manque d'acceptabilité de la population peut facilement compromettre une mise en œuvre efficace d'un prix du carbone répondant aux exigences climatiques (Drews et al., 2019). Dans ce chapitre, le but est de faire prendre conscience au lecteur qu'il y a encore beaucoup d'efforts à fournir pour appliquer un prix du carbone efficace et que le comportement de la demande sera déterminant pour atteindre les objectifs climatiques.

Premièrement, nous nous attachons à faire la distinction entre la fourchette de prix du carbone conseillé par les auteurs et les prix effectivement observés dans les politiques de tarification du carbone dans le monde. Ensuite, nous analysons la répercussion de ce prix sur le consommateur et les réticences de ce dernier en suivant 3 perceptions différentes qu'il peut ressentir lors de l'application d'une taxation carbone. Enfin, nous soutenons que les individus jouent un rôle important dans la mise en œuvre effective de ces politiques et nous identifions les points clés pour améliorer l'acceptabilité.

2.1. Tendances pour le prix du carbone

Une analyse approfondie du système de taxation carbone a été exprimée en 2019 par vingt-sept lauréats du Prix Nobel d'économie : « *Une taxe sur le carbone offre le levier le plus rentable pour réduire les émissions de carbone à l'échelle et à la vitesse nécessaires. En corrigeant une défaillance bien connue du marché, une taxe sur le carbone enverra un signal de prix puissant qui exploitera la main invisible du marché pour orienter les acteurs économiques vers un avenir à faible émission de carbone* » (Akerlof et al., 2019, p. A13). Comme le préconisent de nombreux auteurs, la politique de taxation carbone doit obligatoirement être élevée pour atteindre ses objectifs et permettre ainsi de lutter contre le réchauffement climatique (Duan et al., 2017; Ekins & Peake, 2017; Haites, 2018; Sterner, 2007).

En effet, de nombreuses études ont été réalisées afin d'identifier une fourchette de prix adéquate pour le carbone qui permettrait d'atteindre les objectifs climatiques. Dans leur travail,

Ekins et Peake (2017) mentionnent une étude selon laquelle il faudrait faire la distinction entre les pays de l'OCDE et les BRICS. Plus précisément, les prix du carbone pour 2030 devraient être respectivement de 100 à 140 dollars et de 75 à 120 dollars par tonne d'émissions carbone (Ekins & Peake, 2017). Par ailleurs, dans son rapport en 2017, le « Carbon Pricing Leadership Coalition » identifie que ce prix du carbone doit avoir une fourchette de 50 à 100 dollars par tonne d'émissions carbone en 2030. Ils vont même encore plus loin dans leur analyse en citant une estimation valable pour les pays de l'OCDE : pour avoir 66% de chances d'être sous la barre des 2°C au niveau du changement de température, il conviendrait d'atteindre un prix de 120 dollars par tonne d'émissions carbone en 2030 (Duan et al., 2017). Ou encore, selon une analyse détaillée de Pindyck (2019), ce dernier estime un coût du carbone de plus de 200 dollars par tonne de CO₂. Cependant, lorsqu'il enlève les valeurs non pertinentes et s'il se concentre sur les experts qui ont exprimé une grande confiance dans leurs analyses, il obtient un prix moindre mais toujours conséquent pour le carbone qui est compris entre 80 et 100 dollars par tonne d'émissions carbone (Pindyck, 2019).

Bien que ces prix soient estimés à des niveaux différents, les analyses effectuées par ces auteurs s'accordent sur le fait que le prix concret du carbone est beaucoup trop faible par rapport aux niveaux recommandés et que les politiques de tarification doivent être plus strictes. Effectivement, les politiques actuelles n'offrent pas la possibilité d'un prix du carbone assez fort et aboutissent donc à des réductions très modestes d'émissions de CO₂ (Green, 2021). Plus précisément, cela peut être traduit par le fait que 85% des émissions de CO₂ mondiales ne sont pas taxées et que la plupart des politiques appliquées sur le carbone se situent en dessous de 10 dollars la tonne d'émissions carbone (Duan et al., 2017). Afin d'avoir une représentation détaillée au niveau mondial, la *figure 3* met en avant les différents prix en dollars par tonne d'émissions de CO₂ appliqués par les pays. Les outils de tarification du carbone sont détaillés et on observe concrètement que trop peu de pays ont introduit un prix du carbone ou bien ce dernier est établi mais avec un montant assez faible (Bultheel et al., 2018).

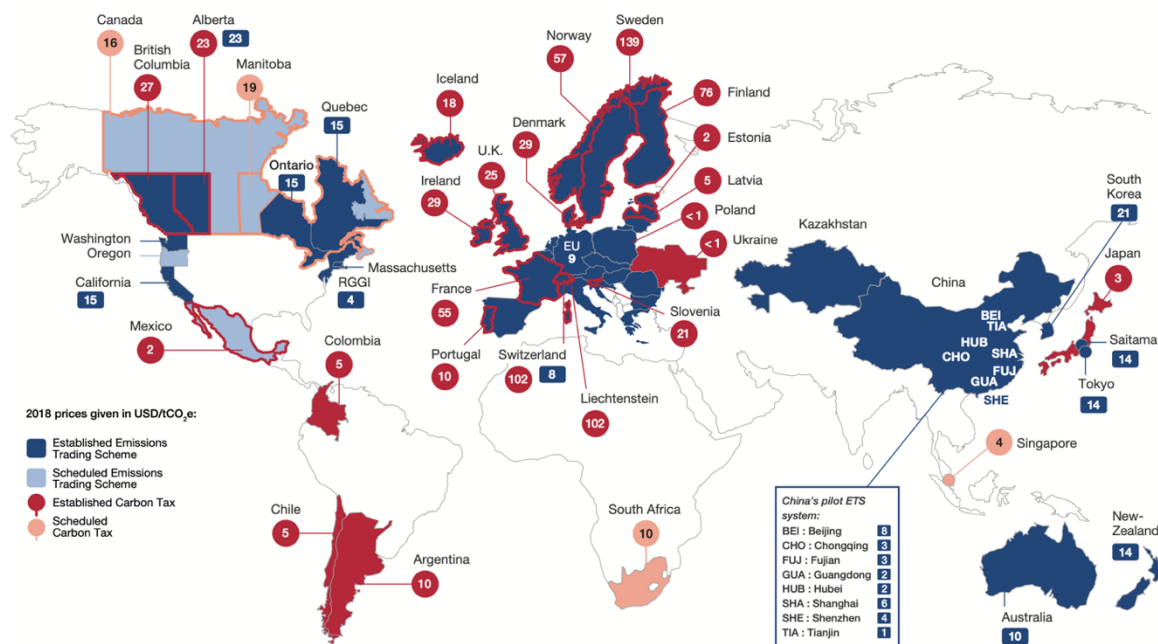


Figure 3 Prix du carbone dans le monde en 2018 pour les pays appliquant la tarification du carbone

Source : (Bultheel et al., 2018, p. 2)

2.2. Faiblesses et conséquences des politiques actuelles sur le carbone

Sterner (2007) avait déjà mis l'accent sur le fait qu'un certain nombre de décideurs ne considèrent pas le problème climatique comme urgent à traiter et ils cherchent surtout à maximiser l'intérêt économique avant tout (Sterner, 2007). Dans une recherche plus récente, Jessica F Green (2021) tente d'exposer les raisons qui expliquent la faiblesse des politiques actuelles sur la mise en place d'un prix du carbone efficace. Premièrement, il y a toujours de nombreuses discussions et conflits quant à l'application des règles pour respecter l'accord de Paris sur le climat. Deuxièmement, les prix du carbone peuvent être très complexes à identifier et ce n'est donc pas simple d'évaluer concrètement leurs performances. Ensuite, au niveau des industries, celles qui sont fortement émettrices en carbone possèdent souvent les ressources pour contrer les politiques climatiques. Dernièrement, il semblerait que le public soit plus réceptif aux investissements verts et préférerait donc d'autres mesures que la tarification du carbone (Green, 2021).

Selon Christian Gollier, des problèmes majeurs pourraient survenir si les pays n'optent pas pour un prix du carbone similaire pour tous à l'échelle mondiale. En effet, si les politiques de tarification ne sont pas appliquées à la même échelle, les entreprises pourraient être tentées

de délocaliser leurs activités dans des pays qui n'appliquent (presque) pas de taxe carbone et ainsi provoquer des fuites de carbone ailleurs. D'autre part, si tous les pays ne s'engagent pas à appliquer ce prix, un sentiment d'inégalité pourrait être créé à l'égard des nations qui adoptent des politiques plus souples (Gollier, 2019). Toutefois, la question éthique de l'imposition d'un prix élevé du carbone aux pays en développement doit être abordée et, par conséquent, le niveau de vie de ces derniers doit être pris en considération (Duan et al., 2017). Idéalement, il faudrait les aider à se développer économiquement en utilisant d'autres alternatives que les énergies fossiles ou mettre en place une compensation financière suite au prix universel du carbone (Gollier, 2019).

Pour renforcer les mesures politiques sur le prix du carbone, le groupe d'experts du « Carbon Pricing Leadership Coalition » a envisagé, depuis 2016, un plan de travail destiné à guider les dirigeants des gouvernements et entreprises afin de tendre vers une tarification efficace du carbone. Des principes ont donc été mis en place pour faciliter la mise en œuvre d'un prix adéquat pour le carbone. De fait, ce groupe souhaiterait enlever toutes les barrières au niveau de la complexité des questions politiques et permettre une création efficace d'un système de tarification carbone. L'objectif principal est de faciliter la communication des dirigeants entre eux afin qu'ils puissent partager leurs expériences (*Carbon Pricing Leadership Coalition: Official Launch Event and Work Plan*, 2016).

2.3. Répercussions du prix du carbone sur le consommateur final

Dans son ouvrage, Christian Gollier met en avant le principe "pollueur-payeur" de la manière suivante : « *Dans un tel contexte, peu importe comment la taxe est collectée. Si elle l'est auprès du vendeur, ce dernier devra nécessairement la répercuter auprès de ses clients, puisque la concurrence a déjà laminé sa marge au-delà de la juste rémunération de ses efforts. Il est d'ailleurs bon que ça soit les consommateurs qui supportent in fine ce coût, puisque l'objectif est d'inciter les consommateurs à internaliser le dommage généré par leur décision de consommer un bien dont la production est polluante* » (Gollier, 2019, pp. 80-81). En effet, il est pertinent de préciser qu'une augmentation des coûts est souvent répercutée sur le consommateur final et ça ne fait donc pas exception quant aux coûts supplémentaires dus au prix du carbone (Grubb et al., 2006). La taxe carbone se présente donc aussi comme un instrument qui sensibilise au fait que la demande implique un coût social du carbone dont l'objectif est de décourager la consommation des alternatives fossiles (Dehning et al., 2020).

Cependant, le poids de cette taxation carbone est bien souvent réparti de manière inégale entre les producteurs et les consommateurs mais avec les politiques des pays qui jouent un rôle important. Selon Stigler (dans Chambers et al., 2019), les entreprises sont souvent gagnantes car elles font pression sur les politiques qui établissent les règles. Effectivement, une industrie émettrice de CO₂ peut être observée comme un groupe dominant qui tire à son avantage les réglementations environnementales. Ces dernières vont conduire à des coûts plus élevés mais répercutés sur le consommateur (Chambers et al., 2019). De plus, dans leur revue, Combet et al. (2018) mettent en avant l'importance du gouvernement qui peut influencer le comportement des consommateurs (Combet et al., 2018).

De ce fait, cela affecte l'acceptabilité de la population envers les politiques de tarification du carbone. Il y a un certain caractère inéquitable et un sentiment d'injustice qui peuvent dominer du côté de la demande du public. Après avoir effectué une analyse complète de la littérature sur le sujet, Drews et al. (2019) mentionnent que les citoyens peuvent percevoir les politiques de tarification selon 3 catégories distinctes que l'on peut analyser en observant la *figure 4* et que nous détaillons de la manière suivante (Drews et al., 2019) :

- Premièrement, le sentiment de justice peut être affecté à des intérêts personnels à la suite d'une taxe sur le carbone. En effet, la hausse des prix de l'énergie et la diminution du pouvoir d'achat apparaissent comme les éléments majeurs qui angoissent la population car ça leur demanderait de supporter une contrainte supplémentaire liée aux coûts.
- Par la suite, les effets distributifs de cette taxation posent un problème car les conséquences peuvent être lourdes pour les ménages les plus pauvres et une injustice distributive est également perçue par rapport aux entreprises. Dans le cas des ménages, il est évident que le coût est considéré comme moins élevé pour ceux qui ont des moyens financiers conséquents, tandis que les plus pauvres craignent de devoir abandonner le bien qu'ils ont l'habitude de consommer. Au niveau de la comparaison avec les entreprises, les citoyens ont évidemment cette sensation de devoir porter le fardeau économique de la taxation carbone.
- Pour terminer, les procédures mises en place par le gouvernement génèrent une méfiance importante envers celui-ci et le sentiment qu'une transparence plus efficace est possible en ce qui concerne les objectifs d'une taxe sur le carbone. En effet, si les degrés de corruption et de méfiance envers les politiciens d'un pays sont importants, ils

entraînent des politiques climatiques plus faibles et des émissions carbone plus élevées (Combet et al., 2018).

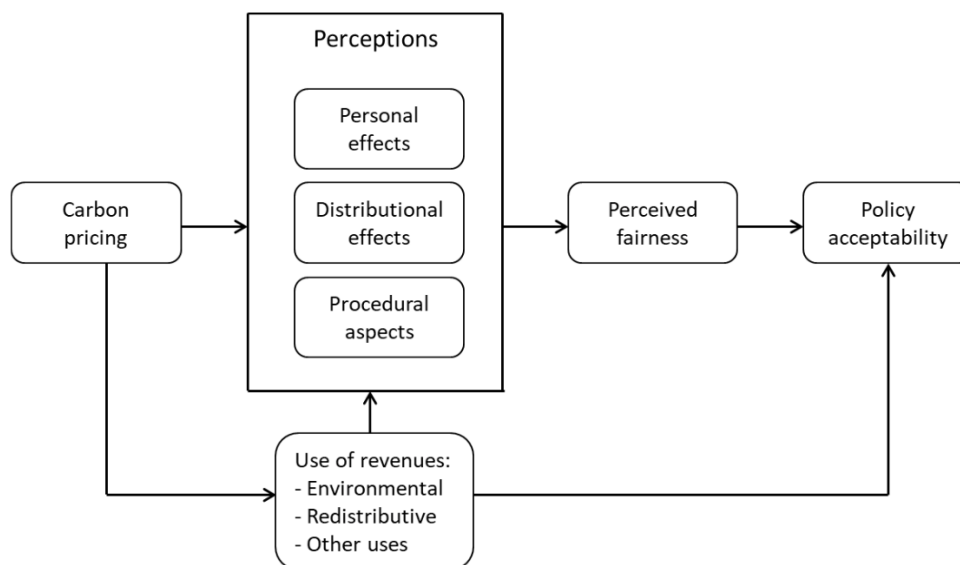


Figure 4 Aspects d'équité et acceptabilité ressentis par la population envers les politiques sur la tarification du carbone

Source : (Drews et al., 2019, p. 1190)

Dès lors, les faibles valeurs des politiques de tarification du carbone (mentionnées dans la section précédente de ce chapitre) s'expliquent également par la réticence de la population à accepter ces politiques. Les citoyens se présentent donc comme des acteurs majeurs des politiques climatiques où un manque d'acceptabilité de leur part envers celles-ci peut compromettre l'objectif d'une réduction efficace des émissions carbone (Drews et al., 2019). Pour renforcer l'acceptabilité de la population, il est essentiel de concevoir des politiques qui paraissent équitables pour la majeure partie des individus. Globalement, les efforts nécessaires doivent être concentrés sur les groupes d'intérêts (préoccupation importante de l'impact sur les ménages pauvres) et sur la confiance de la population envers les politiciens (Combet et al., 2018). De plus, suite à la crise liée au COVID-19, il y a une nécessité encore plus importante de renforcer le prix du carbone pour les consommateurs avant qu'ils ne s'habituent à un prix du carburant trop faible (Dennig et al., 2020).

Enfin, il faut préciser que cette répercussion de prix sur le consommateur final dépendra grandement des caractéristiques du marché. En effet, bien souvent, les producteurs ont un avantage supplémentaire et peuvent répercuter plus facilement le poids d'une taxation carbone sur les consommateurs. Ce résultat se base sur le concept d'élasticité entre l'offre et la demande : une situation où la demande est inélastique dans le court terme va favoriser l'intérêt

du producteur qui va pouvoir répercuter une grande partie de la taxe carbone sur le consommateur (Fullerton & Muehlegger, 2019). Cette notion d'élasticité-prix de la demande est détaillée dans la partie suivante de la revue de littérature.

PARTIE II : Analyse approfondie de la demande de pétrole dans les transports

Chapitre 3 : Demande de pétrole pour les transports et impact d'une augmentation de prix

Le pétrole est un carburant fossile qui a une grande responsabilité climatique en raison du nombre d'émissions de CO₂ qu'il émet au niveau mondial. Malgré un pic pétrolier prédit depuis de nombreuses années dans la littérature scientifique (Chapman, 2014), la tendance suggère que la consommation de ce combustible fossile restera élevée pour les prochaines décennies (Paltsev, 2020). Avec un pourcentage important de pétrole et un nombre limité d'alternatives à l'énergie fossile, le transport est le secteur à surveiller pour l'analyse des impacts climatiques (Kverndokk & Rosendahl, 2013). Il convient de noter que ce travail concerne principalement le transport routier. En effet, 75% des émissions de carbone liées au transport peuvent être attribuées aux véhicules routiers (Creutzig, 2015). Il est donc important de définir précisément ce type de transport : « *Le transport routier désigne le transport de marchandises et de personnes d'un endroit à l'autre sur les routes. La route est un itinéraire entre deux destinations, qui a été pavé ou aménagé pour permettre le transport par des véhicules motorisés et non motorisés* » (The Economic Times, s. d.). En outre, bien que le transport aérien représente 2,5% des émissions mondiales de CO₂, il est difficile à contrôler par l'État, ce qui peut entraîner de très longues discussions internationales. Le transport maritime est également exempt de ces politiques avec les mêmes problèmes internationaux (Gollier, 2019).

En premier lieu, nous passons en revue l'évolution potentielle de la demande de pétrole et justifions la pertinence du secteur des transports par rapport à cette énergie et à sa responsabilité climatique. Nous discutons ensuite du concept général d'élasticité-prix de la demande afin de fournir le contexte théorique nécessaire au lecteur. Enfin, nous appliquons ce concept à la demande de pétrole dans les transports pour identifier précisément le comportement des consommateurs dans ce secteur.

3.1. Tendances pour la production mondiale de pétrole

Comme mentionné lors du 1^{er} chapitre de cette thèse, les énergies fossiles sont principalement responsables des émissions de CO₂ et certaines entreprises pétrolières ont encore du mal à reconnaître les preuves scientifiques sur les conséquences environnementales désastreuses de leurs activités (Frumhoff et al., 2015). Sterner (2007) suggère qu'il est important d'établir des mesures strictes à long terme pour ces carburants fossiles et d'exercer une certaine pression (Sterner, 2007). Cela conduit à des taxes qui sont généralement plus élevées pour les carburants dont l'objectif est d'induire une diminution de la consommation de ce combustible fossile (Kverndokk & Rosendahl, 2013).

Selon de nombreux auteurs, une consommation excessive de pétrole ne devrait plus être la norme dans un avenir proche (Cochet, 2019; de Almeida & Silva, 2009; Eder et al., 2020). D'une part, certains experts soulignent l'impossibilité d'une consommation démesurée en raison de l'extraction maximale de pétrole prévue. Avec une production dépassant la moitié de l'offre mondiale, cela entraînerait une diminution du débit de production et une augmentation des prix (Chapman, 2014). En fait, le terme correct est « Peak oil » qu'Yves Cochet définit de la manière suivante : « *Maximum atteint par la courbe d'extraction du pétrole avant un déclin inéluctable dû à la déplétion de cette ressource non renouvelable* » (Cochet, 2019, p. 79). Les niveaux de pétrole sont encore globalement élevés mais ce pic pétrolier pourrait arriver bientôt en raison de la forte croissance des pays en développement (de Almeida & Silva, 2009). En effet, malgré un manque de précision sur la date, ce pic mondial est inévitable et entraînera de graves impacts dans le secteur des transports s'il reste toujours aussi dépendant du pétrole avec très peu de substituts à cette ressource. Si nous ne disposons pas de suffisamment de carburants alternatifs et si le risque n'est pas géré au bon moment, il semble que de grandes difficultés économiques pourraient survenir (Eccleston, 2008).

Cependant, il existe plusieurs raisons de penser que le pétrole continuera à jouer un rôle important dans le mix énergétique mondial dans les années à venir. Non seulement les auteurs ne s'accordent pas sur la date du pic pétrolier (Chapman, 2014; de Almeida & Silva, 2009) mais on peut s'attendre à des prix du combustible fossile plus élevés, la production semblant encore importante pour plusieurs décennies (Chapman, 2014; Gollier, 2019). En effet, c'est actuellement la source d'énergie la plus utilisée et devrait continuer à l'être, malgré un ralentissement de la croissance (Eder et al., 2020; Paltsev, 2020). Dans son étude, Paltsev

(2020) a constaté que les données de projection de « International Energy Agency » (IEA), ExxonMobil et British Petroleum (BP) sont assez similaires avec une très faible augmentation du pétrole jusqu'en 2040 tout en restant la principale source d'énergie, comme le montre la *figure 5*. Il faut noter que ces données sont basées sur le scénario le plus probable et donc suivant les politiques actuelles en place (Paltsev, 2020).

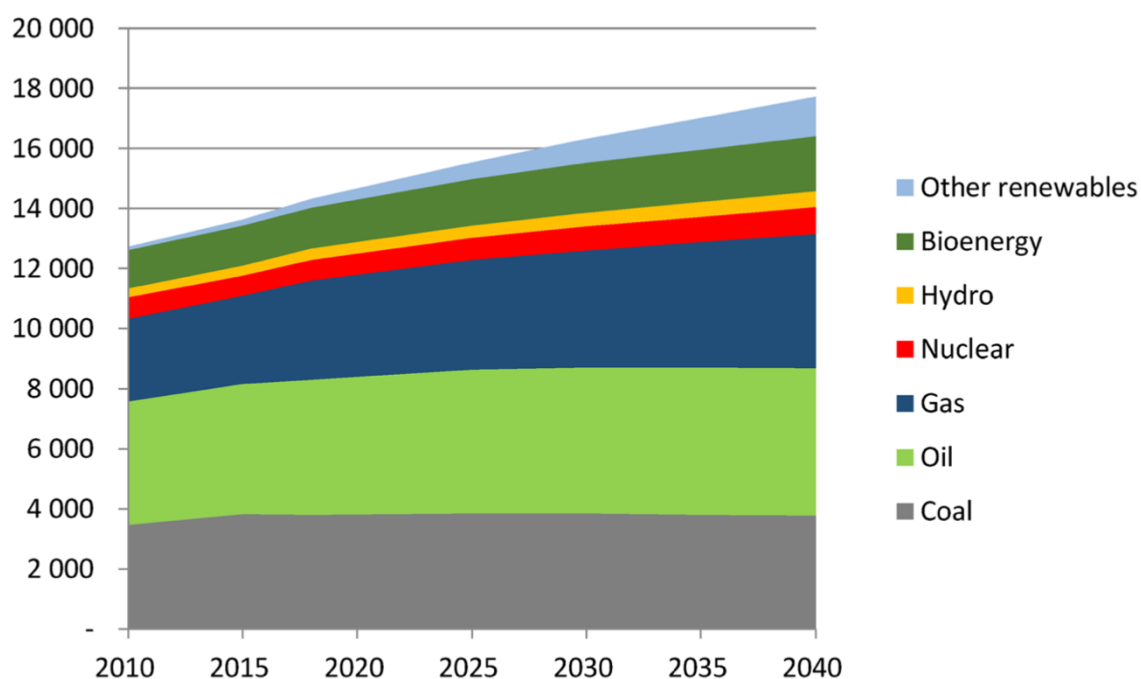


Figure 5 Projection des différentes formes d'énergies primaires selon le scénario descriptif de l'IEA

Source : (Paltsev, 2020, p. 47)

Actuellement, la crise du COVID-19 renforce cet argument car l'offre devrait à nouveau augmenter. Tout d'abord, la crise sanitaire a laissé place à une crise financière qui a logiquement entraîné une baisse importante de la demande de pétrole avec des chocs conséquents pour les consommateurs (Norouzi, 2021). Par la suite, malgré une sensibilisation croissante aux énergies vertes, la demande de pétrole devrait rapidement retrouver son niveau antérieur (Dennig et al., 2020). En effet, la demande mondiale devrait retrouver le niveau atteint en 2019 d'ici 2023 et était même plus élevée que prévu début 2021. L'économie et le pétrole devraient se remettre de la crise sanitaire (International Energy Agency, s. d.).

Pour renforcer ces tendances actuelles qui indiquent une reprise de la demande de pétrole, il est nécessaire de mentionner que l'Agence Internationale de l'Énergie (IEA) a récemment recommandé un arrêt total de l'exploration pétrolière afin de respecter les accords

de la COP21. En effet, d'ici 2050, l'efficacité énergétique devrait être améliorée et les énergies renouvelables devraient être augmentées si nous voulons éviter une augmentation dangereuse de la température. De plus, il est essentiel d'inverser la tendance des carburants fossiles pour répondre à nos besoins énergétiques (80% aujourd'hui contre une projection idéale de 20% en 2050). C'est un grand défi pour l'humanité mais il est nécessaire de stopper les investissements dans de nouveaux projets pétroliers pour atteindre la neutralité carbone en 2050, ce qui signifie qu'aucune nouvelle exploitation de gisement pétrolier n'est nécessaire pour atteindre cette trajectoire. Malgré cet objectif commun sur les émissions de carbone, les grandes compagnies pétrolières (BP, Shell et Total) ont des plans climatiques différents et prévoient d'exploiter de nouveaux champs pétroliers pendant de nombreuses années. Ainsi, l'IEA prévoit que la reprise de la demande de pétrole sera toujours menaçante pour le climat (Bouckaert et al., 2021). Ceci renforce l'analyse du paragraphe précédent ; il faut donc considérer que l'offre continuera à suivre la demande importante si aucune contrainte ne lui est appliquée.

3.2. Dépendance au pétrole et responsabilité des transports

Comme plus de la moitié de la consommation mondiale de carburant liquide est attribuée aux transports et que cette tendance devrait encore augmenter, une vigilance particulière à la demande de pétrole doit donc être maintenue pour ce secteur (Kverndokk & Rosendahl, 2013). En effet, le pétrole fournit une part très importante de l'énergie nécessaire au secteur des transports (Chapman, 2014), ce dernier étant dépendant à 90% de cet « or noir » (Aoun, 2018; Kverndokk & Rosendahl, 2013). Les découvertes technologiques pourraient remettre en cause et améliorer la composition des carburants et notamment la part de pétrole utilisée dans les transports mais de nombreuses incertitudes pèsent encore aujourd'hui sur l'efficacité et la mise en œuvre de ces découvertes qui restent compliquées (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Fujimori, et al., 2017; Creutzig, 2015). En effet, les technologies à faible émission de carbone sont très coûteuses et des doutes subsistent quant à l'efficacité environnementale des biocarburants (Creutzig, 2015). Par conséquent, les tendances indiquent que l'avenir des transports continuera à s'écrire principalement avec le pétrole pour les prochaines décennies et sa consommation devrait rester supérieure à 60% dans ce secteur (Aoun, 2018).

Plusieurs auteurs s'accordent donc à dire que le secteur des transports doit être particulièrement engagé dans la diminution de l'impact climatique car il a une responsabilité

importante en termes d'émissions de carbone (Creutzig, 2015; Frumhoff et al., 2015; Kverndokk & Rosendahl, 2013; Sterner, 2007). Selon les résultats de 2014 du groupe d'experts (IPCC), 14% des émissions directes de CO₂ des secteurs économiques peuvent être attribuées aux transports (Allen et al., 2014). En outre, les émissions de carbone provenant des transports sont plus élevées que celles dans tout autre secteur et ont même doublé entre 1970 et 2010 (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Fujimori, et al., 2017). Cela a par exemple entraîné des effets pervers dans l'industrie, comme l'évènement du « Dieselgate » où « *ce scandale a révélé la pratique frauduleuse de techniques réduisant les émissions polluantes de certains moteurs diesel ou à essence lors des tests antipollution* » (Aoun, 2018, p. 124).

3.3. Calcul et interprétation de l'élasticité-prix de la demande

Si la tendance analysée pour les années à venir est suivie, le pétrole devrait continuer à dominer le mix énergétique mondial (Paltsev, 2020). Il en résulte que la demande des consommateurs pour cette ressource fossile restera relativement élevée malgré une croissance plus lente (Eder et al., 2020; Paltsev, 2020). Comme il est mentionné à la fin du chapitre précédent, les ajustements de prix sont répercutés sur la demande finale des consommateurs (Grubb et al., 2006). Il est donc intéressant d'introduire la notion d'élasticité-prix de cette demande.

Tout d'abord, il est primordial de comprendre le concept d'élasticité de la demande par rapport au prix. Ce dernier met en évidence la réaction de la demande aux variations du prix d'un bien. Plus précisément, l'objectif est d'observer la réaction des individus à ce changement de prix. Pour illustrer correctement cette notion, nous nous appuyons sur les informations théoriques du « Corporate Finance Institute » (CFI) qui est une institution accréditée nous permettant d'établir les équations suivantes (Corporate Finance Institute, s. d.) :

$$EPD = abs\left(\frac{\% \Delta Q_d}{\% \Delta P}\right) \quad (1)$$

$$\% \Delta Q_d = \frac{Q_1 - Q_0}{(Q_1 + Q_0)/2} \quad (2)$$

$$\% \Delta P = \frac{P_1 - P_0}{(P_1 + P_0)/2} \quad (3)$$

Dans ces dernières, nous retrouvons les différentes parties de la quantité demandée (Q_d) et du prix (P) qui nous permettent de calculer la formule de l'élasticité-prix de la demande. Ainsi, l'équation 2 correspond à la variation en pourcentage de la demande ($\% \Delta Q_d$) et l'équation 3 correspond à la variation en pourcentage du prix ($\% \Delta P$). Ces équations représentent respectivement le numérateur et le dénominateur de l'équation 1 qui calculent l'élasticité de la demande par rapport au prix (EPD) en incluant la valeur absolue (abs) qui est nécessaire pour mesurer correctement le poids de cette élasticité (Corporate Finance Institute, s. d.).

Par conséquent, cette première équation sert de point de départ pour mesurer le niveau d'élasticité de la demande. En effet, bien que les caractéristiques du marché ne soient pas les mêmes d'une industrie à l'autre (Helmberger & Johnson, 1967), l'analyse des forces présentes sur un marché aboutit à 3 types différents d'élasticité de la demande par rapport au prix (Corporate Finance Institute, s. d.) :

- **Demande élastique** : Grande variation de la quantité demandée en réponse à des changements de prix. On la trouve généralement dans les biens qui sont facilement substituables et qui présentent une certaine sensibilité au prix. Un bien est considéré comme élastique lorsque l'élasticité-prix de la demande (équation 1) est supérieure à 1.
- **Demande inélastique** : Petite variation de la quantité demandée en réponse à des changements de prix. On la trouve généralement dans les biens qui sont essentiels pour les consommateurs (avec un nombre limité de substituts) et qui sont insensibles au prix. Un bien est considéré comme inélastique lorsque l'élasticité-prix de la demande (équation 1) est inférieure à 1.
- **Demande élastique à l'unité** : Variation exactement proportionnelle de la quantité demandée par rapport aux changements de prix. Il s'agit davantage d'un concept théorique et il est donc assez rare (mais pas impossible) de trouver un bien sur le marché présentant cette caractéristique. Un bien est considéré comme élastique à l'unité lorsque l'élasticité-prix de la demande (équation 1) est égale à 1.

3.4. Élasticité-prix de la demande de pétrole dans les transports

De manière générale, l'intérêt d'étudier l'élasticité de la demande par rapport au prix pour différentes formes d'énergie a été résumé par des auteurs de la revue scientifique « Energy

Policy » comme suit : « *Une estimation fiable des élasticités-prix de la demande d'énergie est cruciale si nous voulons comprendre comment les chocs sur les prix de l'énergie (liés aux politiques ou exogènes) peuvent avoir un impact sur la consommation d'énergie au niveau individuel (entreprise ou ménage) ou sur la croissance au niveau global, à court et à long terme* » (Labandeira et al., 2017, pp. 555-556). Compte tenu de la tendance pétrolière analysée dans la section 3.1, ce combustible fossile continuera d'être important pour les consommateurs (Paltsev, 2020) mais son prix devrait augmenter en raison de l'épuisement des ressources (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017). Avec des données fiables sur l'élasticité-prix de la demande de pétrole, les chocs de prix sur cette demande peuvent être plus facilement compris et permettent de prendre des décisions sur les problèmes auxquels la société est confrontée d'un point de vue énergétique et social (Labandeira et al., 2017).

Tout d'abord, l'analyse principale de nombreux auteurs est que la demande de pétrole est généralement plus élastique à long terme qu'à court terme (Artus et al., 2010; Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Fullerton & Muehlegger, 2019; Labandeira et al., 2017; Sterner, 2007). En effet, Sterner (2007) avait souligné que l'élasticité à long terme peut être jusqu'à trois fois supérieure à celle à court terme (Sterner, 2007). Plus précisément, la perspective à long terme donne aux consommateurs plus de temps pour adapter les sources d'énergie qu'ils utilisent (Artus et al., 2010). Cela signifie qu'ils disposent d'une période plus longue pour réagir à la hausse ou à la baisse des prix et ils peuvent également trouver des alternatives moins coûteuses (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Gollier, 2019). Au niveau de la politique environnementale, cette vision à long terme est également importante en raison des effets sur le climat qui mettent du temps à se faire sentir (Sterner, 2007).

En tout cas, même à long terme, les études s'accordent également à dire que la demande de pétrole est globalement inélastique (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Creutzig, 2015; Labandeira et al., 2017; Small & van Dender, 2008) et une valeur de 0,8 est mentionnée pour l'élasticité-prix de la demande de pétrole à long terme (Sterner, 2007). En effet, selon l'analyse théorique de la section 3.3, la demande d'un bien est considérée comme inélastique si l'élasticité-prix de la demande est inférieure à 1 (Corporate Finance Institute, s. d.). Cependant, la littérature ne parvient pas à un consensus sur l'évolution de cette élasticité dans le temps. D'une part, certains auteurs analysent qu'elle devient de plus en plus inélastique suite à une augmentation du revenu qui rendrait le consommateur moins sensible à un prix plus

élevé (Labandeira et al., 2017; Small & van Dender, 2008). D'autre part, Bertram et al. (2017) comparent des modèles qui s'accordent à dire que l'élasticité-prix de la demande des carburants augmente avec le temps (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017). La récente crise COVID-19 renforce cette tendance avec un niveau de confiance plus faible et donc une sensibilité au prix plus élevée du côté de la demande de carburant. Cela a conduit à une élasticité plus forte pour le consommateur et une charge plus importante pour le producteur (Dennig et al., 2020). Par conséquent, si elle persiste à l'avenir, une élasticité plus élevée de la demande des consommateurs permettrait de répartir plus équitablement la charge d'une politique carbone sur le carburant (Fullerton & Muehlegger, 2019).

Cependant, il ne semble pas y avoir de consensus dans la littérature sur la sensibilité du secteur des transports au prix du pétrole. D'une part, dans une perspective de long terme, certaines études affirment que les consommateurs de ce secteur ont la possibilité d'adapter plus facilement leurs déplacements (Fullerton & Muehlegger, 2019). Par exemple, ils ont plus de temps pour investir dans un véhicule plus économe en carburant ou profiter de l'amélioration des transports publics (Artus et al., 2010). D'autre part, Small et van Dender (2008) ont fait une analyse différente selon laquelle le secteur des transports n'est pas très sensible aux signaux de prix. Ils affirment qu'il est relativement coûteux de se concentrer sur ce secteur et que d'autres industries devraient être prioritaires pour les politiques d'atténuation du climat. Ils montrent que des coûts supplémentaires pour le carburant n'auraient pas un impact significatif sur les déplacements des personnes. De plus, ils avancent que la part de pétrole dans les transports augmente, ce qui entraîne une moindre élasticité de la demande par rapport au prix en raison de la dépendance du secteur à l'égard de ce combustible fossile (Small & van Dender, 2008). Ces arguments sont contradictoires et conduisent à une réflexion sur l'influence du prix du pétrole sur le comportement de la demande dans les transports.

Finalement, il existe des facteurs externes qui méritent d'être pris en compte dans leur impact potentiel sur l'élasticité de la demande de pétrole par rapport au prix dans le secteur des transports. Tout d'abord, comme il a été mentionné dans les premiers chapitres de ce travail, des auteurs soulignent que la taxation devrait augmenter en proportion de la diminution de l'élasticité de la demande de pétrole (Small & van Dender, 2008; Sterner, 2007). Par la suite, les possibilités de substitution de cette énergie fossile impactent également cette élasticité (Fullerton & Muehlegger, 2019) et un prix du pétrole plus élevé à l'avenir pourrait favoriser le développement et l'efficacité des carburants alternatifs (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch,

Emmerling, et al., 2017; Labandeira et al., 2017; Small & van Dender, 2008). Cependant, des contraintes subsistent avec des coûts actuellement élevés pour les technologies alternatives (Creutzig, 2015), ces dernières n'étant pas nombreuses (Artus et al., 2010; Small & van Dender, 2008). On peut noter qu'il y a encore beaucoup d'incertitudes sur la réponse de la demande de pétrole qui dépendra principalement des effets de revenu et de substitution de ce combustible (Artus et al., 2010; Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017). L'objectif du prochain chapitre est donc d'identifier plus précisément les variables significatives de la demande de ce carburant fossile.

Chapitre 4 : Évaluation des variables influençant la demande de pétrole

L'efficacité de la tarification du carbone n'a pas été clairement prouvée si l'on se fie à la littérature (Mehling & Tvinnereim, 2018). En ce qui concerne les carburants pour les transports, les revues scientifiques restent ambiguës (Dehning et al., 2020) mais la taxe sur le carbone doit être envisagée conjointement avec une analyse complète des autres variables influençant la demande de pétrole dans le secteur des transports (Ding et al., 2012). Il est donc important d'analyser les facteurs qui conduisent à penser que la consommation de combustibles fossiles devrait rester la norme en raison de la lenteur de la transition énergétique (Fouquet, 2014). L'objectif de ce chapitre est de mettre en évidence ces différentes variables significatives à prendre en compte pour analyser précisément cette demande.

Avant tout, la section 4.1 fait valoir qu'une taxe sur le carbone peut être difficile à comprendre si elle n'est pas accompagnée d'une analyse complète des variables significatives qui déterminent la demande de pétrole pour les transports. La section suivante passe ensuite en revue les principaux facteurs qui ont une influence considérable sur cette demande et conclut que la taxation carbone doit être incluse dans les modèles afin d'avoir une analyse précise sur cette dernière.

4.1. Influence de la taxation carbone actuelle sur la demande de pétrole

Dans le chapitre 2 de ce mémoire, nous avons analysé que les politiques mondiales de tarification du carbone ne sont pas assez fortes pour atteindre les objectifs sur le climat. Plusieurs rapports soulignent que les réductions progressives des émissions de carbone semblent être insuffisantes pour atteindre les objectifs de l'accord de Paris (Allen et al., 2014;

Duan et al., 2017; Green, 2021; Mehling & Tvinnereim, 2018). En effet, les preuves de l'efficacité de la tarification du carbone sont très limitées et, même à des prix du carbone plus élevés, il existe encore des contraintes qui la rendent peu concluante. Ainsi, les objectifs climatiques sont encore loin d'être atteints en considérant ce seul instrument (Mehling & Tvinnereim, 2018).

En ce qui concerne les carburants dans le secteur des transports, malgré les nombreuses taxes sur le carbone appliquées dans ce dernier (Haïtes, 2018), la littérature ne semble pas être suffisamment claire sur l'efficacité de ces politiques de taxation (Dehning et al., 2020). D'un côté, une partie de cette dernière est convaincue qu'elles constituent un instrument efficace pour diminuer la consommation de pétrole (Kverndokk & Rosendahl, 2013; Sterner, 2007). Dans son rapport, Sterner (2007) souligne qu'une taxation élevée dans le secteur des transports (proportionnellement aux dommages environnementaux causés par ce secteur) permettrait de réduire significativement les émissions de CO₂ à long terme (Sterner, 2007). En revanche, de nombreuses études mentionnent qu'une telle taxation doit être accompagnée d'instruments complémentaires afin de tendre vers une réduction efficace et ambitieuse des émissions de carbone (Green, 2021; Mehling & Tvinnereim, 2018). De ce fait, plusieurs facteurs doivent être pris en compte pour juger correctement de l'efficacité du système de taxation, mais trop peu de recherches ont combiné l'application de la taxe carbone avec ceux-ci dans un modèle économétrique (Convery et al., 2009; Dehning et al., 2020).

Pour illustrer concrètement ce qui vient d'être évoqué dans le paragraphe précédent pour le domaine des transports, Mehling et Tvinnereim (2018) ont pris l'exemple extrême de la Suède qui a l'un des prix du carbone les plus élevés. Avec un prix de 140 dollars par tonne d'émissions de CO₂ (Mt CO₂e), cela devrait conduire à une atténuation significative de l'impact climatique. Cependant, comme nous pouvons le voir sur la *figure 6*, les émissions entre 1990 (un an avant l'introduction de la taxe sur le carbone dans ce pays) et 2015 n'ont diminué que de 4% et montrent une inefficacité de la taxation malgré un prix du carbone élevé. Par ailleurs, des investissements ont été réalisés dans des actifs à forte émission de carbone, ce qui a conduit à une augmentation du nombre de voitures consommant des combustibles fossiles. Ainsi, l'étude de cas sur la Suède prouve que la stratégie de décarbonisation profonde présente des lacunes et qu'elle doit être complétée par la prise en compte d'autres facteurs qui influencent la demande dans ce secteur (Mehling & Tvinnereim, 2018).

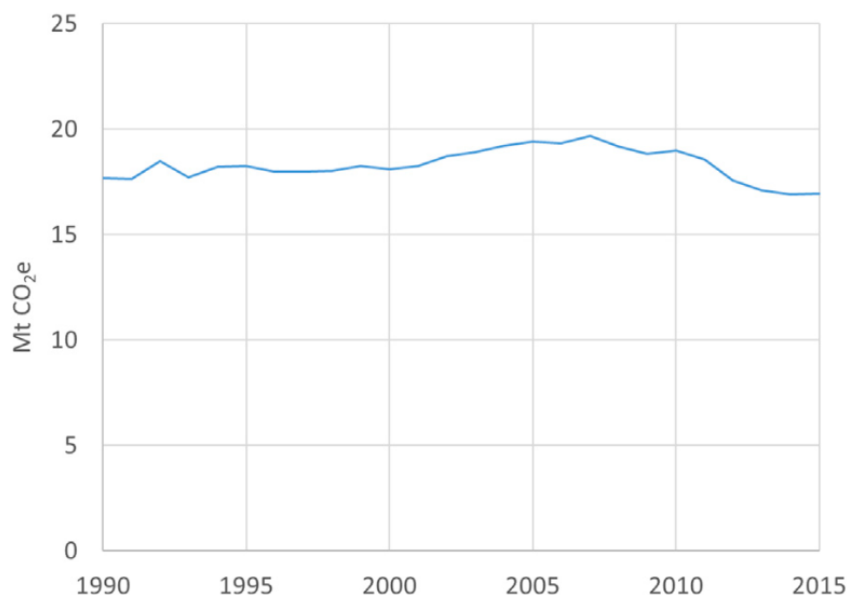


Figure 6 Émissions carbone du transport routier en Suède entre 1990 et 2015

Source : (Mehling & Tvinnereim, 2018, p. 186)

4.2. Facteurs influençant significativement la demande de pétrole

D'un point de vue pratique sur la demande de pétrole pour les transports, la taxation sur le carbone est une mesure fiscale appropriée pour rendre l'essence plus chère et inciter le marché à se tourner vers des carburants alternatifs. Cependant, la littérature est contradictoire sur l'efficacité de cette taxe et trop peu d'études l'ont intégrée dans leurs modèles économétriques (Nadirov et al., 2020). Le jugement de son efficacité doit donc être porté en tenant compte des principales variables significatives influençant la demande. En effet, la littérature montre qu'il existe plusieurs indicateurs à prendre en compte pour analyser l'efficacité de la taxe carbone sur cette demande (Ding et al., 2012; Ekins & Peake, 2017; Green, 2021). Ce que résume Ding et al. (2012) comme suit : « *Les expériences internationales des pays développés montrent qu'une taxation appropriée des carburants est une approche stratégiquement efficace pour réduire la demande de carburant pour les transports et pour lutter contre le réchauffement climatique. Cependant, étant donné que la demande de carburant pour le transport est corrélée non seulement avec le prix du carburant, mais aussi avec plusieurs facteurs tels que le revenu, le parc automobile, etc., il est nécessaire d'estimer les corrélations entre la demande de carburant et tous les facteurs pertinents avant d'introduire ou de réformer cet instrument stratégique basé sur le marché* » (Ding et al., 2012, p. 1232).

Tout d'abord, avec la forte dépendance des transports au pétrole (Kverndokk & Rosendahl, 2013; Sterner, 2007), il est nécessaire, entre autres, de pouvoir supprimer les subventions aux énergies fossiles afin d'encourager le développement d'alternatives (Duan et al., 2017; Johnsson et al., 2019) et d'avoir accès aux capitaux nécessaires à leur mise en œuvre (Mehling & Tvinnereim, 2018). C'est donc un investissement substantiel dans les énergies bas carbone qui permettra d'augmenter le nombre d'alternatives disponibles (Ekins & Peake, 2017; Mehling & Tvinnereim, 2018) car il existe actuellement très peu d'alternatives pour les transports (Artus et al., 2010; Fouquet, 2014). Cependant, le faible prix du pétrole freine le développement des carburants de substitution (Ekins & Peake, 2017) et il est donc important d'envisager une augmentation de ce prix afin de contribuer positivement au développement de ces technologies alternatives (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017).

Par la suite, l'amélioration de l'efficacité énergétique dans le secteur des transports (relative aux technologies à forte teneur en carbone) constitue une variable à prendre en compte dans les estimations de la consommation d'énergie (Fouquet, 2014; Small & van Dender, 2008). La littérature utilise le terme « effet de rebond », que Fouquet (2014) définit de la manière suivante : « *Pourcentage de changement dans la consommation d'énergie en réponse à une amélioration de 1% de l'efficacité énergétique* » (Fouquet, 2014, p. 190). Plus précisément, l'effet sur cette consommation est plutôt ambigu car il dépend du style d'innovation : augmentation de la consommation d'énergie avec de grandes innovations et diminution de cette dernière avec de petites innovations sur des technologies déjà existantes. Il serait donc utile d'analyser et d'intégrer cet effet dans les prévisions de la demande énergétique (Fouquet, 2014).

En ce qui concerne les facteurs économiques, de nombreuses études ont mentionné le prix du carburant et le niveau de revenu comme les variables clés pour une bonne analyse dans le secteur des transports (Artus et al., 2010; Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Dahl & Sterner, 1991; Dehning et al., 2020; Ding et al., 2012; Ekins & Peake, 2017; Fouquet, 2014). Pour le prix du pétrole, ce facteur semble être corrélé négativement avec la demande de pétrole (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Ekins & Peake, 2017; Fouquet, 2014). Quant au revenu, ce dernier peut être caractérisé comme un facteur clé et une augmentation de celui-ci entraîne une moindre sensibilité au prix pour les consommateurs (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Fouquet, 2014; Labandeira et al., 2017; Small & van Dender, 2008). En effet, il semblerait que l'effet revenu ait un poids plus important que l'effet prix du carburant dans l'impact sur la demande d'énergie

(Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Small & van Dender, 2008). Dans son ouvrage, Christian Gollier indique qu'une augmentation de 10% du revenu entraîne une hausse de la demande de carburant de plus ou moins 6% (Gollier, 2019). Dernièrement, le produit intérieur brut (PIB) est une variable dont l'évolution est similaire à celle du revenu et qui est également intéressante à analyser dans son influence sur la demande de ce combustible fossile (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Eder et al., 2020; Gollier, 2019; Johnsson et al., 2019; Labandeira et al., 2017).

Pour le facteur démographique, plusieurs auteurs incluent la croissance de la population dans leurs variables à utiliser pour juger de la demande de pétrole (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Dehning et al., 2020; Eder et al., 2020). Outre l'effet revenu, la hausse des prix du pétrole n'a pas nécessairement ralenti la demande de pétrole en raison de l'accroissement de la population (Fouquet, 2014; Small & van Dender, 2008). En lien avec le facteur ci-dessus, le parc automobile mondial est également une variable qui peut avoir un impact considérable sur la demande de carburant (Ding et al., 2012). En effet, il y a encore un pourcentage important de véhicules routiers dont l'utilisation dépend du pétrole comme source d'énergie (Dehning et al., 2020).

Afin que le lecteur puisse s'y retrouver, nous résumons l'influence sur la demande de pétrole des différents facteurs mentionnés ci-dessus dans un tableau (*tableau 1*), dans lequel nous incluons également les liens entre ces derniers. Même à long terme, les facteurs (principalement le revenu et le prix du carburant) semblent pousser vers une augmentation supplémentaire de la consommation énergétique (surtout pour les pays en développement) et donc vers un impact environnemental encore important (Fouquet, 2014). Toutefois, en supposant une politique universelle sur le climat, une forte augmentation du prix du carbone pourrait-elle avoir un impact plus significatif sur la demande de pétrole pour les transports ?

	Corrélation avec la demande de pétrole	Liens avec un ou plusieurs facteur(s)
Taxe sur le carbone	<i>Négative</i>	<i>L'appréciation de son efficacité dépend des autres facteurs.</i>
Prix du pétrole	<i>Négative</i>	<i>Un prix trop bas a un impact négatif sur les énergies renouvelables.</i>
Subventions aux énergies fossiles	<i>Positive</i>	<i>Le désinvestissement favorise le développement des énergies à faible émission de carbone.</i>
Revenu	<i>Positive</i>	<i>L'augmentation du prix du carburant est moins efficace pour réduire la demande si le revenu augmente, car l'effet du revenu est plus important que l'effet du prix.</i>
PIB	<i>Positive</i>	<i>Forte corrélation avec le revenu.</i>
Parc automobile mondial	<i>Positive</i>	<i>Augmente avec la croissance démographique.</i>
Croissance démographique	<i>Positive</i>	<i>Soutient le revenu et empêche un ralentissement de la demande par une hausse des prix du carburant.</i>
Investissements dans les énergies renouvelables	<i>Négative</i>	<i>Favorise une diminution de la demande de pétrole si des investissements élevés s'accompagnent d'une augmentation du prix du pétrole.</i>
Amélioration de l'efficacité énergétique	<i>Variable</i>	<i>Corrélation positive (négative) avec de grandes (petites) innovations.</i>

Tableau 1 Résumé des principaux facteurs influençant la demande de pétrole dans les transports

Note : Travail personnel de TERENCE BRICOUT basé sur la revue de littérature de la section 4.2

III. QUESTION DE RECHERCHE ET HYPOTHESES

A ce stade du travail, nous disposons des connaissances théoriques nécessaires pour aboutir à une question de recherche et à des hypothèses pertinentes. Pour rappel, la première partie de l'analyse théorique vise à montrer l'importance d'une taxe sur le carbone pour les énergies fossiles et à analyser la mise en œuvre des politiques actuelles en matière de tarification du carbone. Ensuite, la deuxième section de la partie théorique s'intéresse à la tendance de la demande de pétrole dans le secteur des transports, à la réaction des consommateurs face à la variation des prix des carburants et aux facteurs qui influencent la demande énergétique d'un individu pour ce combustible fossile. À la suite de l'analyse de ces deux parties de notre revue de la littérature, nous développons la **question de recherche** suivante :

Est-ce que l'imposition d'un prix universel et suffisamment élevé du carbone pourrait impacter significativement la demande de pétrole du secteur des transports à long terme ?

Dans la première partie de la revue de littérature, nous avons analysé que les politiques de tarification du carbone se heurtent à de nombreux obstacles (Green, 2021) et ne fixent pas (en moyenne) un prix suffisamment élevé pour le carbone (Bultheel et al., 2018). L'un de ces obstacles est le consommateur car c'est lui qui devrait supporter toute augmentation de ce prix (Chambers et al., 2019; Dehning et al., 2020), ce qui est difficilement acceptable par ce dernier (Drews et al., 2019). De plus, une autre contrainte est que les pays appliquent ces instruments de tarification du carbone à des niveaux différents et n'ont donc pas de niveau commun fixé par les décideurs politiques sur le prix du carbone (Duan et al., 2017). Pour réduire considérablement l'impact climatique, Sterner (2007) avait suggéré que le prix du carbone appliqué doit être élevé sur le long terme (Sterner, 2007). A cette fin, un prix universel du carbone serait une solution potentielle car il renforcerait le principe d'équité entre les populations et empêcherait la délocalisation des activités vers des pays appliquant une politique de tarification du carbone plus souple (Gollier, 2019). Ainsi, en considérant un montant suffisamment élevé pour ce prix, nous développons notre **première hypothèse** :

Un prix universel du carbone, à supposer qu'il soit suffisamment élevé à long terme, influencerait le comportement du consommateur dans sa demande de pétrole pour les transports.

La deuxième partie de la section théorique montre clairement que plusieurs facteurs autres qu'une taxe carbone influencent le comportement de la demande du consommateur dans le secteur des transports. Parmi ceux-ci, le revenu et le prix du pétrole semblent être les variables qui ont le plus de poids sur cette demande (Fouquet, 2014). Or, les consommateurs de ce carburant fossile sont plutôt insensibles aux variations de prix (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Creutzig, 2015; Labandeira et al., 2017; Small & van Dender, 2008). De nombreux auteurs affirment donc que le niveau de revenu a un impact plus fort sur la demande que le prix du pétrole dans ce secteur (Bertram, Carrara, Daly, Edelenbosch, Emmerling, et al., 2017; Small & van Dender, 2008). De ce fait, il existe une incitation supplémentaire à envisager un prix du carbone plus élevé pour contrecarrer l'effet du revenu, ce qui nous amène à développer notre **seconde hypothèse** :

Un prix universel du carbone, à supposer qu'il soit suffisamment élevé à long terme, pèserait suffisamment sur le revenu du consommateur pour réduire considérablement son impact sur la demande de pétrole dans les transports.

Nous analysons également les arguments des auteurs qui soutiennent qu'un prix sur le carbone pourrait être efficace mais doit être accompagné d'instruments complémentaires (Ding et al., 2012; Green, 2021; Mehling & Tvinnereim, 2018). Selon Green (2021), il est essentiel de le combiner avec d'autres politiques car les objectifs de l'accord de Paris sont compliqués à atteindre (Green, 2021). Mehling et Tvinnereim (2018) affirment que le changement climatique peut être atténué avec un prix sur le carbone plus élevé mais certaines mesures ne sont pas appropriées et empêchent d'obtenir de meilleurs résultats (Mehling & Tvinnereim, 2018). En analysant ces propos de manière critique, bien que nous supposions qu'un prix universel et élevé du carbone aurait un impact sur la demande de pétrole, il faut considérer que d'autres mesures sont potentiellement nécessaires pour que cet impact soit plus significatif. Sur la base de cet argument, nous développons notre **troisième hypothèse** :

Un prix universel du carbone, à supposer qu'il soit suffisamment élevé à long terme, devrait être accompagné de mesures complémentaires permettant de réduire davantage la demande de pétrole dans les transports.

IV. PARTIE EMPIRIQUE

Chapitre 5 : Méthodologie

5.1. Description et intérêt de la méthode empirique utilisée

L'objectif principal de la partie empirique est d'analyser l'impact d'un prix du carbone universel et élevé sur la demande de pétrole dans le secteur des transports. Nous rappelons que la plupart des auteurs de la revue de la littérature argumentent en faveur d'une taxe carbone bien plus élevée que celles observées en moyenne jusqu'à présent (Duan et al., 2017; Ekins & Peake, 2017; Pindyck, 2019). Nous avons donc opté pour un prix de 50 dollars par tonne d'émissions de CO₂, comme le préconise Christian Gollier dans son ouvrage. Cet argument se base sur un prix payé en moyenne par chaque individu dans le monde en raison des dommages environnementaux qu'il cause (Gollier, 2019). Nous cherchons donc à construire une variable crédible en fixant un prix en dollars que nous multiplions par le nombre de tonnes d'émissions de CO₂ pour chaque année considérée. Nous divisons ensuite la valeur totale par la population mondiale pour obtenir la contribution de chaque individu à ce dommage climatique. Pour que notre analyse soit complète et comme mentionné dans la revue de la littérature, il est essentiel d'étudier ce prix du carbone avec l'intégration des principales variables qui influencent le comportement de la demande du carburant fossile. Nous avons donc construit deux scénarios distincts : Analyse de la demande de pétrole dans les transports avec et sans la contrainte d'un prix universel et élevé du carbone. Il nous semble évident que pour juger de l'efficacité du poids d'un prix universel du carbone sur le consommateur, il est nécessaire de faire une comparaison avec un scénario normal qui ne tient pas compte de la taxe universelle sur le carbone.

Pour réaliser cette comparaison, nous avons choisi la méthode d'analyse des données historiques qui consiste à travailler sur les séries temporelles de nos facteurs qui sont collectées dans des bases de données officielles. Plus précisément, ce choix nous permet de prendre en compte les tendances de long terme de nos variables. Celui-ci est motivé par l'étude de Thomas Sterner (2007) qui insiste sur le fait qu'un prix du carbone doit être élevé et analysé sur une longue période (Sterner, 2007). Dans le contexte d'un prix universel du carbone que nous souhaitons intégrer dans notre modèle, nous suivons cette recommandation en prenant en compte des séries chronologiques qui commencent en 1990 et se terminent en 2018. Nous justifions l'inclusion de cette période temporelle par une prise de conscience de l'impact

climatique qui a considérablement augmenté à partir de 1990, ce qui a conduit aux premiers projets de tarification du carbone (De Perthuis & Elbeze, 2011). Le fait de terminer par l'année 2018 résulte de la limitation temporelle des données disponibles mais la prise en compte de 29 années de données historiques est suffisante pour une analyse à long terme.

Nous utilisons une méthode de recherche quantitative basée sur des modèles économétriques. Effectivement, l'évolution de la demande d'énergie dans le temps est intéressante à analyser via ces modèles (Fouquet, 2014) mais trop peu d'études l'ont envisagée en intégrant le prix du carbone avec les variables importantes qui influencent la demande de pétrole dans le secteur des transports (Convery et al., 2009; Dehning et al., 2020). Nous effectuons donc une analyse multivariée avec des modèles de régression linéaire multiple. Ces modèles sont adéquats pour juger de la relation causale d'une variable dépendante avec des variables indépendantes (Seltman, 2013). Pour chaque scénario de notre étude empirique, nous cherchons à identifier les relations de causalité de nos variables explicatives (voir section 5.2 pour le détail de celles-ci) avec la demande de pétrole dans les transports. Afin de garantir que nos modèles sont aussi précis que possible, nous effectuons des tests statistiques supplémentaires (voir section 5.3 pour le détail de ceux-ci) pour vérifier que nos données ne sont pas biaisées, ce qui réduit considérablement le taux d'erreur dans nos résultats et analyses. Enfin, notons que toutes ces analyses ont été réalisées à l'aide du programme RStudio qui est un logiciel permettant d'analyser les données sous forme statistique (voir *annexe 1* pour le détail de notre code).

5.2. Description des bases de données utilisées

Tout d'abord, nous tenons à préciser que les séries temporelles que nous avons sélectionnées proviennent de bases de données officielles disponibles en ligne. Effectivement, les données utilisées pour notre étude sont issues de différentes ressources : « *International Energy Agency* » (IEA), « *Federal Reserve Economic Data* » (FRED), « *Worldbank* », « *Transportation Energy Data Book* » (TEDB) et « *Organization of the Petroleum Exporting Countries* » (OPEC). Pour les données sur les perspectives énergétiques, les bases de données historiques trouvées sur IEA sont considérées comme les plus crédibles (Paltsev, 2020). Pour rappel, les séries chronologiques de notre étude empirique doivent être analysées sur le long terme, ce qui nous a conduits à opter pour une période allant de 1990 à 2018 avec une

considération par année. En effet, selon Dahl et Sterner (1991), il est nécessaire d'exécuter des modèles économétriques avec des données annuelles (Dahl & Sterner, 1991).

Pour faciliter la compréhension du lecteur, nous détaillons les valeurs de 1990 à 2018 de toutes les bases de données utilisées dans la partie empirique et les noms des variables que nous utilisons dans notre code sur RStudio. En *annexe 2*, nous avons identifié respectivement les données historiques de la variable dépendante et des 6 variables indépendantes de nos modèles de régression linéaire multiple ainsi que les 2 variables qui nous permettent de construire le prix universel du carbone par habitant. Dans l'*annexe 3*, nous pouvons voir que les noms donnés aux variables (deuxième colonne du tableau) font référence aux bases de données originales des séries temporelles. Dans la colonne la plus à droite, nous mentionnons les noms des variables utilisées dans le code lorsque la différence successive de second ordre est effectuée (nous discutons de ce concept dans la section 6.1.2). En effet, de nombreux résultats du code sont placés et analysés dans la suite de ce travail. Il est donc nécessaire de relier les variables aux noms que nous leur donnons dans notre code, ce qui permettra au lecteur d'assimiler un résultat à la bonne variable.

En ce qui concerne les variables que nous avons incluses dans nos modèles, nous souhaitons nous rapprocher le plus fidèlement possible de celles que nous avons identifiées dans la section 4.2 de la partie théorique de ce travail. En effet, nos modèles de régression linéaire doivent initialement prendre en compte les variables explicatives les plus importantes afin de juger correctement la demande de pétrole dans les transports. L'identification préalable de ces variables est très importante car elle nous permet d'avoir un modèle mieux expliqué et d'identifier précisément la significativité de ces dernières. Cependant, nous n'avons pas été en mesure d'inclure tous les facteurs mentionnés dans la section 4.2 en raison de certaines contraintes. Premièrement, nous avons décidé de ne pas inclure le PIB par habitant car il présente une très forte corrélation avec le revenu par habitant, ce qui nous permet d'éviter un problème de multicolinéarité (voir section 5.3.5 pour l'explication de ce concept). Ensuite, l'amélioration de l'efficacité technologique est un paramètre difficile à inclure dans un modèle économétrique. Enfin, nous faisons une analyse de long terme et devons nécessairement analyser les données sur le même intervalle de temps, ce qui ajoute une contrainte avec des données qui ne sont pas toujours disponibles sur une longue période. Nous résumons donc les caractéristiques des variables que nous avons sélectionnées pour les modèles de notre étude empirique dans le *tableau 2* qui peut être consulté à la page suivante.

		Type de variable	Unité de mesure	Description	Source
Demande de pétrole pour les transports		<i>Dépendante</i>	<i>Tonne</i>	<i>Consommation annuelle mondiale de pétrole dans le secteur des transports.</i>	<i>IEA</i>
Part des énergies renouvelables		<i>Indépendante</i>	<i>Pourcentage</i>	<i>Pourcentage de l'énergie renouvelable dans la consommation totale d'énergie finale.</i>	<i>IEA</i>
Revenu par habitant		<i>Indépendante</i>	<i>Dollars</i>	<i>« Le RNB par habitant est le revenu national brut divisé par la population en milieu d'année. Le RNB (anciennement PNB) est la somme de la valeur ajoutée par tous les producteurs résidents, plus les taxes sur les produits (moins les subventions) non incluses dans l'évaluation de la production, plus les recettes nettes des revenus primaires (rémunération des employés et revenus de la propriété) provenant de l'étranger. Les données sont en dollars américains constants de 2010 » (Worldbank, 2021).</i>	<i>Worldbank</i>
Densité de population		<i>Indépendante</i>	<i>Personnes/km²</i>	<i>« La densité de population est la population en milieu d'année divisée par la superficie du territoire en kilomètres carrés. La population est basée sur la définition de facto de la population, qui compte tous les résidents indépendamment de leur statut légal ou de leur citoyenneté - à l'exception des réfugiés qui ne sont pas installés de façon permanente dans le pays d'asile, qui sont généralement considérés comme faisant partie de la population de leur pays d'origine. La superficie terrestre est la superficie totale d'un pays, à l'exclusion de la superficie des eaux intérieures, des revendications nationales sur le plateau continental et des zones économiques exclusives. Dans la plupart des cas, la définition des eaux intérieures comprend les principaux lacs et rivières » (Worldbank, 2021).</i>	<i>Worldbank</i>
Nombre d'immatriculations de voitures		<i>Indépendante</i>	<i>/</i>	<i>Nombre total de voitures immatriculées chaque année dans le monde.</i>	<i>TEDB</i>
Prix global du pétrole brut		<i>Indépendante</i>	<i>Dollars/baril</i>	<i>Moyenne des prix du pétrole brut "Brent", "WTI" et "Dubai Crude". Il s'agit donc d'une variable globale qui prend en compte la moyenne des prix des différents types de pétrole brut les plus négociés.</i>	<i>FRED</i>
Réserve de barils de pétrole brut		<i>Indépendante</i>	<i>Million</i>	<i>Réserves mondiales et prouvées de barils de pétrole brut.</i>	<i>OPEC</i>

Tableau 2 Caractéristiques des variables utilisées dans la partie empirique
Note : Le référencement précis de ces données est consultable dans la bibliographie

5.3. Description des tests statistiques utilisés

5.3.1. La régression linéaire multiple

C'est un modèle analysant la relation de causalité entre une variable à expliquer (la variable dépendante) et au moins 2 variables explicatives (les variables indépendantes). La variable dépendante (y) et les variables indépendantes ($x_1, \dots, x_k$) sont liées linéairement entre elles selon l'équation 4 suivante (Athanasopoulos & Hyndman, 2018):

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + \dots + \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Dans cette dernière, en plus de la variable expliquée et des variables explicatives, nous trouvons l'intercepte (β_0) qui représente la valeur de la variable dépendante lorsque les variables indépendantes sont nulles. Alors que les différents coefficients ($\beta_1, \dots, \beta_k$) mesurent l'impact de l'augmentation d'une unité des variables indépendantes sur la variable dépendante du modèle. Enfin, il y a également la présence d'un terme d'erreur (ε) qui indique tout ce qui ne pourrait pas être expliqué par les variables indépendantes du modèle (Athanasopoulos & Hyndman, 2018).

5.3.2. Le test de normalité

Premièrement, le **skewness** est une mesure de l'asymétrie. Plus précisément, l'asymétrie est négative si les valeurs sont inférieures à 0, tandis que les valeurs supérieures à 0 correspondent à une asymétrie positive (Seltman, 2013). En d'autres termes, les données normales sont symétriques avec une valeur du skewness proche de 0. La valeur de cette mesure est obtenue via l'équation 5 suivante (Candelon, 2019) :

$$Sk = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^3 / \sigma^3 \quad (5)$$

Ensuite, le **kurtosis** correspond aux écarts symétriques à la normalité. Il mesure donc l'éloignement par rapport à une distribution gaussienne en termes de pics et d'aplatissements (Seltman, 2013). La distribution peut être considérée comme normale si la valeur du kurtosis est proche de 3. L'équation 6 permet d'avoir cette valeur (Candelon, 2019) :

$$Ku = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^4 / \sigma^4 \quad (6)$$

Enfin, le test de **Jarque Bera** intègre les valeurs du skewness (équation 5) et du kurtosis (équation 6) pour conclure si les données sont normales ou non. Ce dernier suit une loi du khi carré (χ^2) avec deux degrés de liberté. Dans l'équation 7 suivante, la normalité des données est identifiée si la valeur obtenue pour ce test est inférieure à 6 (Candelon, 2019).

$$J-B = n \left[\frac{Sk^2}{6} + \frac{(Ku-3)^2}{24} \right] \quad (7)$$

5.3.3. Le test de stationnarité

Les séries temporelles stationnaires ne sont pas basées sur des tendances ou des saisonnalités, ce qui signifie qu'il n'y a pas de dépendance par rapport au moment où une série est observée. Il est donc nécessaire de vérifier la stationnarité des données lorsqu'on travaille avec des séries chronologiques. Pour ce faire, nous utilisons le test de racine unitaire (« Unit root » en anglais) de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (**KPSS**) où l'hypothèse nulle (H_0) est que les données sont stationnaires. Si la valeur du test est supérieure à la valeur critique, cela signifie que nous rejetons cette hypothèse. Lorsque l'hypothèse nulle est rejetée, cela nous conduit à effectuer une potentielle différenciation des données pour les rendre stationnaires (Athanasopoulos & Hyndman, 2018).

5.3.4. Le test d'identification du meilleur modèle de régression

Lors de la réalisation d'un modèle de régression linéaire multiple, il est nécessaire d'identifier le modèle optimal afin d'avoir plus de précision dans notre analyse. Pour ce faire, nous utilisons la méthode de sélection de modèle par étape (**stepwise**) qui analyse les différentes variables du modèle en les ajoutant ou en les supprimant successivement jusqu'à ce qu'il ne soit plus possible de diminuer le critère d'information d'Akaike (AIC). Ce critère est basé sur la méthode du maximum de vraisemblance et exprime la volonté d'ajuster un modèle avec un nombre réduit de coefficients. Par conséquent, le meilleur modèle est celui qui présente le plus petit critère d'information (Njike & Segers, 2018).

Ainsi, la sélection de modèle par étape combine les méthodes **backward** et **forward**. Pour la première citée, elle part du modèle complet avec toutes les variables indépendantes et élimine successivement celles qui permettent de diminuer le critère d'information. Pour la seconde méthode, c'est l'inverse de la première méthode car elle part d'un modèle avec une seule variable explicative (avec le critère d'information le plus bas) et ajoute les autres variables à chaque étape (Njike & Segers, 2018).

5.3.5. Le test de multicolinéarité

Il est important d'effectuer le test de multicolinéarité c'est-à-dire d'identifier si 2 ou plusieurs variables fournissent la même information dans le modèle de régression linéaire multiple (Athanasopoulos & Hyndman, 2018). En effet, Il y a un intérêt à vérifier que les variables indépendantes n'ont pas une intercorrélacion trop forte pour éviter d'avoir des erreurs trop élevées dans notre modèle (Candelon, 2019). Pour réaliser ce test, nous utilisons la fonction **VIF** (« Variance Inflation Factor »), qui rapporte à quel point l'erreur du coefficient d'un modèle de régression est plus élevée que dans le cas où le prédicteur est indépendant des autres. Un modèle qui a des difficultés à estimer un coefficient fait généralement état d'un score de la fonction *VIF* supérieur à 5 ou 10 (RDocumentation, s. d.).

5.3.6. Le test d'autocorrélation des erreurs

Dans les séries temporelles, les erreurs d'aujourd'hui ont tendance à être liées aux résidus d'hier. Ce phénomène est appelé autocorrélation ou corrélation en série et implique que les erreurs estimées sont biaisées. Il n'est pas facile de le corriger mais il est souvent dû à une mauvaise spécification de l'équation de départ ou à un manque de retards dans les variables explicatives. Afin de tester l'autocorrélation des erreurs, nous utilisons le test de **Breusch Godfrey** qui est applicable à une corrélation sérielle d'ordre supérieur. Ce dernier teste donc la significativité d'un modèle pour identifier une éventuelle autocorrélation des erreurs en utilisant la p-valeur. Si la p-valeur de ce test est supérieure à 0,05, l'hypothèse nulle (H_0) d'absence d'autocorrélation des erreurs dans le modèle n'est pas rejetée (Candelon, 2019).

5.3.7. Le test d'hétéroscédasticité

Dernièrement, il est essentiel de détecter si les séries chronologiques ont des variances variables (hétéroscédasticité). Si c'est le cas, il est nécessaire de les corriger afin d'avoir une stabilité des variances (homoscédasticité) qui permettra de produire plus facilement des intervalles de prédiction et d'avoir des coefficients non biaisés. Pour identifier si les séries temporelles sont homoscédastiques, nous utilisons le test de **Breusch Pagan** pour un modèle de régression. Celui-ci est basé sur l'hypothèse nulle (H_0) de variances communes. Par conséquent, si la p-valeur du test est supérieure à 0,05, nous ne rejetons pas cette hypothèse et concluons que les séries avec lesquelles nous effectuons la régression sont homoscédastiques (Candelon, 2019).

Chapitre 6 : Résultats et interprétations

6.1. Analyse de base des séries temporelles

Avant de commencer la comparaison des scénarios où l'un inclut le prix universel du carbone et l'autre non, nous souhaitons analyser les bases de données utilisées pour nos modèles de régression linéaire multiple afin de mieux comprendre les caractéristiques de nos variables. Pour ce faire, nous allons d'abord réaliser quelques statistiques descriptives nous permettant de visualiser la tendance générale de nos séries temporelles, d'obtenir leur moyenne et leur variance respectives et de tester la normalité de ces dernières qui est un critère important pour la suite de notre analyse. Ensuite, le fait de travailler avec des séries chronologiques implique que nous devons vérifier l'hypothèse de stationnarité pour nos données afin que les résultats obtenus lors de l'exécution de nos modèles ne soient pas biaisés.

6.1.1. Statistiques descriptives

Comme nous pouvons le voir sur la *figure 7*, la tendance de la demande de pétrole dans le secteur des transports (notre variable dépendante) justifie notre volonté d'intégrer un prix du carbone élevé puisqu'elle a presque doublé entre 1990 et 2018. Nous précisons que les figures de la tendance des variables indépendantes sont placées en *annexe 4*. Parmi celles-ci, la densité de population, le nombre d'immatriculations de voitures, la réserve de barils de pétrole brut et le revenu par habitant suivent une tendance générale à la hausse. Par la suite, les variables concernant la part des énergies renouvelables et le prix global du pétrole brut fluctuent

d'avantage sur la période. En effet, la première citée a augmenté jusqu'en 2000, avant de diminuer régulièrement jusqu'en 2007 puis d'augmenter à nouveau à partir de 2008. Pour la seconde, il y a eu une augmentation importante entre 2000 et 2008, une chute et une reprise très rapide de ce prix, mais il est globalement instable depuis 2008.

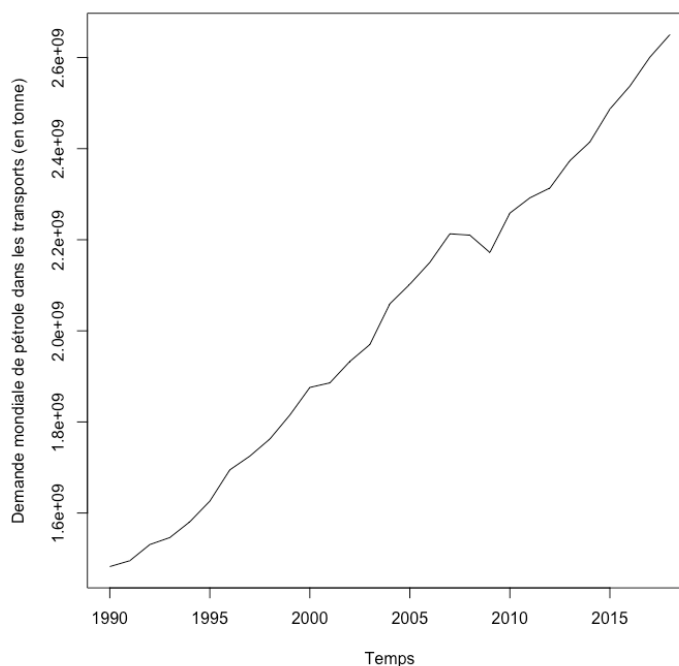


Figure 7 Demande de pétrole dans les transports entre 1990 et 2018

Afin d'avoir plus de précision sur ces tendances, comme le montre le *tableau 3*, nous avons analysé les moyennes et les variances de nos données historiques. La moyenne peut être définie comme une valeur attendue de la distribution, tandis que la variance mesure la dispersion des valeurs par rapport à cette moyenne (Seltman, 2013). Dans le cas de nos variables, l'analyse principale est que la majorité d'entre elles (5 sur 7) a une variance très élevée qui reflète donc une dispersion importante par rapport à leur moyenne. Par exemple, la demande de pétrole dans les transports ($D_Petrole_ts$) a une variance élevée qui implique que sa croissance n'a pas été constante sur la période sélectionnée. En effet, malgré une tendance générale à la hausse que l'on peut observer sur la *figure 7*, nous constatons qu'il n'y a pas d'augmentation constante de la demande de pétrole chaque année, ce qui suggère que des facteurs l'influencent positivement ou négativement selon l'année considérée.

Enfin, nous devons vérifier que les bases de données suivent une distribution normale pour exécuter les modèles de régression. Pour ce faire, nous utilisons les valeurs du skewness

et du kurtosis, qui caractérisent respectivement la symétrie et les déviations symétriques de la normalité (Seltman, 2013). En d'autres termes, une base de données est normalement distribuée si sa mesure du skewness est proche de 0 et celle du kurtosis est proche de 3 (Candelon, 2019). En regardant les valeurs obtenues pour nos variables dans le *tableau 3*, il est compliqué de se faire une idée sur la normalité de ces dernières car les valeurs du skewness sont très différentes d'une variable à l'autre, tandis que celles du kurtosis sont toutes inférieures à 3. Par conséquent, pour tirer une conclusion sur la normalité des variables, nous utilisons le test de Jarque-Bera. Comme mentionné dans la section 5.3.2, ce dernier utilise le skewness et le kurtosis pour calculer la valeur du test et conclut de la non-normalité si la valeur obtenue pour une variable est supérieure à 6. Dans notre cas, les valeurs de ces tests (*X-squared*) sont toutes inférieures à 6, ce qui indique la normalité de nos variables (voir l'*annexe 5* pour le détail de ces tests).

	Moyenne (μ)	Variance (σ^2)	Skewness (γ_1)	Kurtosis (γ_2)
D_Petrole_ts	2,03E+09	1,27E+17	0,036	1,831
Revenu_ts	8779	1,43E+06	0,174	1,69
D_Population_ts	50,23	25,73	-0,118	1,83
En_Ren_ts	16,82	0,17	-0,486	2,215
Immatriculation_ts	6,49E+08	3,37E+16	0,797	2,44
P_Petrole_ts	47,48	985,83	0,654	2,026
R_Petrole_ts	1,23E+06	3,85E+10	0,303	1,5

Tableau 3 Moyennes, variances, skewness et kurtosis des variables de nos modèles de régression

6.1.2. Test de stationnarité des données

Comme mentionné dans la section 5.2, nous avons transformé les données importées en séries temporelles afin de marquer la fréquence annuelle dans notre analyse. Avant de travailler sur celles-ci, il est important de tester leur stationnarité afin de s'assurer que leurs propriétés ne sont pas basées sur des tendances ou des saisonnalités qui pourraient biaiser la valeur de ces séries à différents moments et ainsi conduire à un modèle de régression erroné. Pour tester cette hypothèse de stationnarité sur nos variables, nous utilisons le test KPSS que nous avons expliqué dans la section 5.3.3. Nous avons donc rassemblé les séries chronologiques dans un seul fichier (*Database*) et nous constatons sur la *figure 8* que la statistique de test renvoie une valeur supérieure à la valeur critique de 1% (*1pct*). Ce constat nous oblige à rejeter l'hypothèse nulle de stationnarité de nos variables (Athanasopoulos & Hyndman, 2018).

```

> kpss_Database = ur.kpss(Database)
> kpss_Database

#####
# KPSS Unit Root / Cointegration Test #
#####

The value of the test statistic is: 1.2806

> kpss_Database@cval
      10pct  5pct 2.5pct  1pct
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739

```

Figure 8 Test KPSS de stationnarité des variables du modèle

Suite à la non-stationnarité des données, il est nécessaire d'effectuer des différenciations successives pour chaque variable afin de les rendre stationnaires. Plus précisément, appliquées à nos données, il s'agit des différences entre l'année t et l'année $t-1$ d'une variable, que l'on peut résumer par l'équation 8 (Athanasopoulos & Hyndman, 2018). Pour illustrer concrètement cela, nous pouvons par exemple dire que la différence successive d'une de nos variables pour 1991 (y'_t) est égale à la valeur de l'année 1991 (y_t) moins la valeur de l'année 1990 (y_{t-1}) pour cette même variable.

$$y'_t = y_t - y_{t-1} \quad (8)$$

Après avoir calculé ces différences successives à l'aide de la fonction *diff* de RStudio, nous appliquons à nouveau le test KPSS qui va juger si les nouvelles données sont stationnaires ou non. Malheureusement, nous constatons sur la *figure 9* que la valeur du test est une nouvelle fois supérieure à la valeur critique. Cette observation indique donc que les différences successives de nos données ne les ont pas rendues stationnaires.

```

> kpss_diff_Database = ur.kpss(diff(Database))
> kpss_diff_Database

#####
# KPSS Unit Root / Cointegration Test #
#####

The value of the test statistic is: 0.8383

> kpss_diff_Database@cval
      10pct  5pct 2.5pct  1pct
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739

```

Figure 9 Test KPSS de stationnarité des différences successives des variables du modèle

Dans le cas des séries temporelles, il arrive parfois que la différence successive ne rende pas les données stationnaires et qu'il soit nécessaire de la faire une seconde fois. C'est le cas de nos données et nous allons donc effectuer la différence retardée de second ordre pour ces dernières. En d'autres termes, nous allons effectuer « la différence de la différence » selon l'équation 9 (Athanasopoulos & Hyndman, 2018). Pour revenir à notre exemple, la différence successive d'ordre 2 pour l'année 1992 (y_t'') d'une variable est égale à la différence entre les valeurs des années 1992 (y_t) et 1991 (y_{t-1}) moins la différence entre les valeurs des années 1991 (y_{t-1}) et 1990 (y_{t-2}) de cette variable.

$$\begin{aligned} y_t'' &= y_t' - y_{t-1}' \\ &= (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}) \\ &= y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2} \end{aligned} \quad (9)$$

Afin de vérifier si nous pouvons finalement travailler avec des données stationnaires, nous effectuons le même test que précédemment et constatons que cette fois-ci la valeur du test est inférieure à la valeur critique. En effet, la *figure 10* nous montre que la valeur du test est nettement inférieure à la valeur critique. Nous pouvons enfin dire que les variables de cette étude empirique sont stationnaires lorsque nous effectuons les différences successives de second ordre qui seront donc intégrées dans notre régression linéaire multiple.

```
> kpss_diff2_Database = ur.kpss(diff(Database, differences = 2))
> kpss_diff2_Database

#####
# KPSS Unit Root / Cointegration Test #
#####

The value of the test statistic is: 0.0353

> kpss_diff2_Database@cval
      10pct  5pct 2.5pct  1pct
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739
```

Figure 10 Test KPSS de stationnarité des différences successives d'ordre 2 des variables du modèle

6.2. Calcul et raisonnement pour le développement du prix universel du carbone

La dernière étape (mais non la moindre) avant de passer aux modèles de régression linéaire consiste à calculer le prix universel du carbone utilisé dans le second scénario tout en détaillant notre raisonnement. En effet, comme expliqué dans la section 5.1, nous basons notre

modèle sur une comparaison entre 2 scénarios dont le second inclut ce prix. Cette étape est très importante car elle est le point central de notre analyse. Elle nous permettra d'observer son impact mais aussi la significativité des autres variables lorsque le prix du carbone est appliqué ou non. Nous allons donc détailler les arguments introduits au début de la section 5.1 afin que le lecteur comprenne précisément notre raisonnement.

Tout d'abord, rappelons que les bases de données utilisées pour ce calcul ont été détaillées dans l'*annexe 2*. Dans celles-ci, nous trouvons les données historiques des émissions mondiales de carbone car l'objectif est d'imposer un prix aux individus par rapport aux dommages environnementaux qu'ils causent (Gollier, 2019). Les émissions de CO₂ étant principalement responsables du changement climatique (Stiglitz et al., 2017), il est pertinent que le consommateur paie davantage si la tendance de ces dernières est à la hausse. Deuxièmement, nous décidons d'intégrer les données historiques de la population mondiale car nous supposons que chaque individu a une part de responsabilité dans les dommages causés. Plus précisément, nous sommes conscients de l'hypothèse limitative qui impliquerait que chaque citoyen du monde devrait payer le même prix pour ce dommage (et non en proportion des tonnes d'émissions de CO₂ qu'il émet ou de son pouvoir d'achat) mais l'objectif de cette analyse est d'observer si l'application d'un prix du carbone universel et élevé peut être efficace pour diminuer la demande de pétrole dans les transports et donc réduire l'impact climatique en général. Il est clair que l'inégalité sociale doit être prise en compte si les recherches indiquent qu'un prix du carbone imposé au niveau mondial peut être efficace.

Après avoir rassemblé les données historiques, nous considérons qu'il est nécessaire d'appliquer un prix du carbone d'au moins 50 dollars par tonne d'émissions de CO₂. Pour rappel, la section 2.1 de la partie théorique met en avant les recherches menées par les experts pour tendre vers un prix du carbone « idéal ». Malgré des fourchettes de prix différentes, ils s'accordent à dire que le prix appliqué doit être bien plus élevé que le prix moyen des instruments de tarification actuels afin de réduire davantage les émissions de carbone (Stiglitz et al., 2017). Comme nous suivons le conseil de Christian Gollier d'introduire un tel prix universel du carbone, nous faisons de même avec sa recommandation pour le montant de ce prix et optons pour 50 dollars. En multipliant ce montant par le nombre d'émissions de carbone émises et en divisant le total par la population mondiale, nous élaborons un prix universel du carbone par habitant pour l'année t selon l'équation 10 suivante :

$$\text{Prix universel du carbone par habitant}_t = \frac{(50\$ * \text{tonnes d'émissions de CO}_2)_t}{\text{Population totale}_t} \quad (10)$$

En utilisant cette formule, nous obtenons le prix universel du carbone qui aurait dû être appliqué chaque année entre 1990 et 2018 à un citoyen. En analysant la figure 11, nous voyons des prix du carbone allant de 185 à 226 dollars de contribution climatique selon l'année considérée. Comme nous pouvons facilement le deviner, le dommage à payer est généralement de plus en plus élevé pour le citoyen en raison de la forte croissance des émissions de carbone.

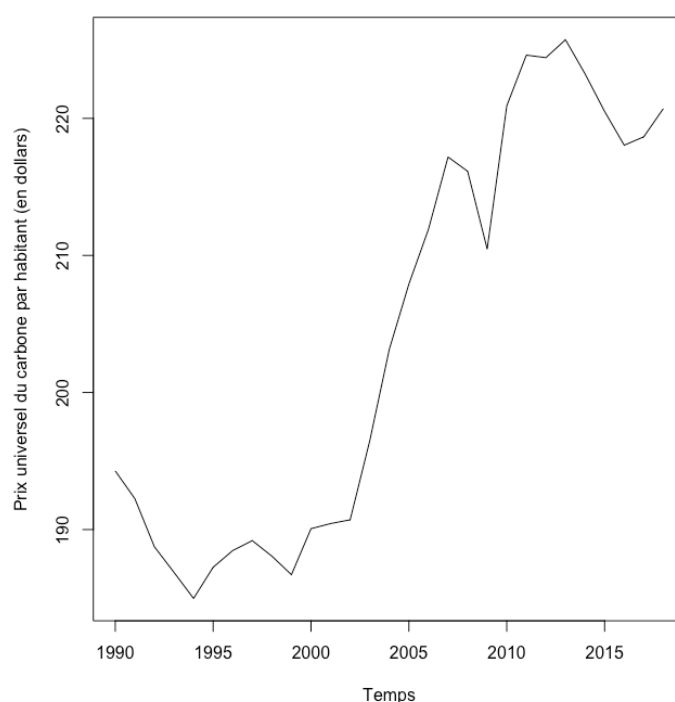


Figure 11 Valeurs fictives d'un prix universel du carbone par habitant entre 1990 et 2018

Pour conclure cette section, il est essentiel d'expliquer comment nous incluons ce prix dans le modèle de régression linéaire multiple du scénario B. Premièrement, nous rappelons que le revenu est le facteur qui semble avoir le plus d'impact sur la demande de pétrole dans les transports (Fouquet, 2014). De plus, sachant qu'un revenu plus élevé va engendrer une plus grande demande pour ce combustible fossile, le poids d'un prix universel du carbone doit contrebalancer l'effet du revenu pour éviter un impact plus néfaste sur le climat. Sur la base de ce raisonnement, il est donc intéressant d'observer le poids qu'aurait un prix universel du carbone sur le revenu moyen par habitant pour chaque année de la période considérée (voir *figure 12*). L'analyse que l'on peut tirer de la *figure 12* est intéressante car il semblerait que

l'application d'un prix universel du carbone ait de moins en moins d'impact sur le revenu malgré la tendance à la hausse de ce prix que l'on peut observer sur la *figure 11*. Plus précisément, le prix du carbone diminuerait le revenu par habitant de 2,67% en 1990, alors qu'il ne le diminuerait que de 2,02% en 2018. Malgré un prix universel du carbone qui serait de plus en plus élevé en raison de l'augmentation des émissions de carbone, il semblerait donc que le taux de croissance du revenu soit plus important.

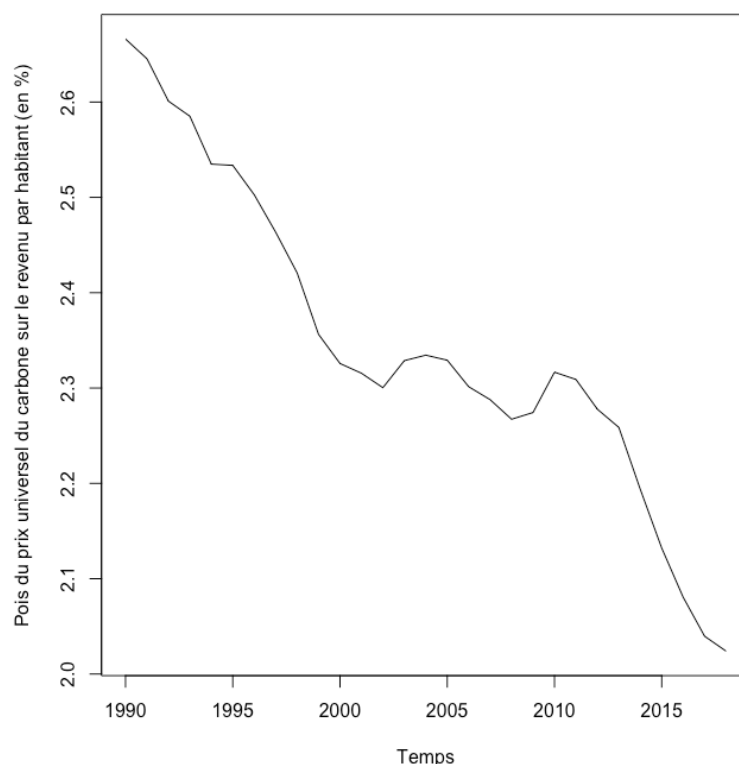


Figure 12 Poids du prix universel du carbone sur le revenu moyen par habitant entre 1990 et 2018

Suivant l'argument développé dans le paragraphe précédent, nous diminuons le revenu par le prix universel du carbone dans le cas du scénario B. Dès lors, il est intéressant de comparer l'importance du revenu sur la demande de pétrole avec et sans le prix universel du carbone. En effet, si l'application d'un prix de 50 dollars par tonne d'émissions de CO₂ ne s'avère pas suffisante pour réduire l'impact du revenu par habitant, il est probable que le taux de croissance de ce revenu n'y soit pas pour rien et que d'autres mesures complémentaires doivent être incluses dans le raisonnement. Afin de le vérifier, nous construisons les modèles de régression linéaire multiple du scénario A (sans la contrainte d'un prix universel du carbone) et du scénario B (avec la contrainte d'un prix universel du carbone) qui nous permettront de juger de la significativité des variables indépendantes du modèle.

6.3. Modèle de régression linéaire multiple

Comme expliqué au début de la partie empirique, le modèle de régression linéaire multiple nous permet d'évaluer la relation causale de notre variable dépendante avec les variables indépendantes de notre modèle (Seltman, 2013). Ceci est particulièrement intéressant dans le cadre de nos scénarios car nous comparons l'importance des variables indépendantes sur la demande de pétrole dans les transports lorsque le prix universel du carbone est inclus ou non. Dans chaque scénario, nous développons un modèle complet (prenant en considération les 6 variables indépendantes mentionnées dans la section 5.2) où nous devons prendre en compte la significativité des variables et donc leur retrait potentiel du modèle si elles sont rejetées par la méthode que nous allons implémenter. Suite à l'évaluation de ce modèle, nous mettons en œuvre le modèle réduit (le meilleur modèle sélectionné avec la méthode utilisée) qui devrait être plus précis pour expliquer la demande de pétrole dans le secteur des transports. Enfin, afin de respecter l'hypothèse de stationnarité développée précédemment, nous exécutons ces modèles de régression avec les différences successives de second ordre de nos variables.

6.3.1. Scénario A : SANS la contrainte d'un prix du carbone universel et élevé

Dans le modèle complet, nous devons appliquer directement les différences successives de second ordre afin de le rendre stationnaire. En effet, nous avons prouvé dans la section 6.1.2 que des données stationnaires permettent d'obtenir des résultats plus précis. En prenant l'équation du modèle de régression linéaire développé dans la section 5.3.1 et en intégrant l'équation 9 sur les différences successives d'ordre 2, nous développons le modèle de régression linéaire multiple appliqué à notre cas selon l'équation 11 suivante :

$$\begin{aligned}
 & y'_{D_Petrole_ts,t} - y'_{D_Petrole_ts,t-1} \\
 = & \beta_0 + \beta_1(x'_{Revenu_ts,t} - x'_{Revenu_ts,t-1}) \\
 & + \beta_2(x'_{D_Population_ts,t} - x'_{D_Population_ts,t-1}) \\
 & + \beta_3(x'_{En_Ren_ts,t} - x'_{En_Ren_ts,t-1}) \\
 & + \beta_4(x'_{Immatriculation_ts,t} - x'_{Immatriculation_ts,t-1}) \\
 & + \beta_5(x'_{P_Petrole_ts,t} - x'_{P_Petrole_ts,t-1}) \\
 & + \beta_6(x'_{R_Petrole_ts,t} - x'_{R_Petrole_ts,t-1}) + (\varepsilon'_t - \varepsilon'_{t-1})
 \end{aligned} \tag{11}$$

Afin d'analyser ce modèle complet, nous utilisons la fonction *lm* sur RStudio qui nous permet d'avoir la sortie du code qui est présentée sur la *figure 13*. A ce stade, les parties intéressantes pour notre analyse concernent les valeurs des 6 estimateurs $\hat{\beta}_i$ des variables indépendantes du modèle (*Estimate*) et la p-valeur ($Pr(>|t|)$) du test de significativité de ces variables (Njike & Segers, 2018). Les estimateurs susmentionnés rendent compte de la variation de la variable dépendante par rapport à l'augmentation d'une unité des variables indépendantes. De plus, il faut faire attention au signe de ces estimateurs : un signe positif représente l'augmentation de la variable expliquée tandis qu'un signe négatif rapporte sa diminution (Seltman, 2013). En ce qui concerne nos variables, nous remarquons que les valeurs des estimateurs de *Diff2_D_Population* et *Diff2_P_Petrole* influencent négativement la demande de pétrole dans les transports. Pour le reste des variables, les pentes de ces estimateurs sont supérieures à 0, ce qui atteste d'une influence positive sur notre variable dépendante. Au regard de la significativité, *Diff2_Revenu* est une variable fortement significative avec une p-valeur bien inférieure à 0,05. La variable *Diff2_P_Petrole* a également une bonne significativité (p-valeur = 0,0094) et la variable *Diff2_Immatriculation* a une faible significativité (p-valeur = 0,0235). Les autres variables indépendantes du modèle ne semblent pas être significatives, ce qui pourrait être une mauvaise spécification de l'équation de départ.

```
Call:
lm(formula = Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_D_Population +
    Diff2_En_Ren + Diff2_Immatriculation + Diff2_P_Petrole +
    Diff2_R_Petrole)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-39462342 -10652138  3443142  11604467  29294984

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -2.324e+05  3.633e+06  -0.064   0.9496
Diff2_Revenu    2.822e+05  4.425e+04   6.379 3.18e-06 ***
Diff2_D_Population -7.838e+06  1.740e+07  -0.451   0.6572
Diff2_En_Ren    3.942e+07  2.454e+07   1.607   0.1238
Diff2_Immatriculation 5.134e-01  2.094e-01   2.452   0.0235 *
Diff2_P_Petrole  -7.981e+05  2.778e+05  -2.873   0.0094 **
Diff2_R_Petrole   2.368e+02  1.580e+02   1.498   0.1497
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 18840000 on 20 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8249,    Adjusted R-squared:  0.7724
F-statistic: 15.71 on 6 and 20 DF,  p-value: 1.262e-06
```

Figure 13 Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle complet pour le scénario A

Afin de s'assurer que nous utilisons le meilleur modèle pour notre analyse, nous effectuons une sélection de modèle par étape (« Stepwise » en anglais). L'intérêt d'utiliser cette

méthode et son explication détaillée sont présentés dans la section 5.3.4. Dans l'*annexe 6*, nous pouvons voir que le test appliqué à notre modèle s'arrête avec un critère d'information (AIC) égal à 909,3. Le test sélectionne donc un modèle avec 3 variables indépendantes (*Diff2_Revenu*, *Diff2_Immatriculation* et *Diff2_P_Petrole*) comme étant le meilleur modèle pour effectuer la régression linéaire multiple.

En partant du modèle complet (équation 11), nous retirons les variables qui ont été rejetées du modèle à la suite du test précédent. Comme nous pouvons le deviner à partir de la p-valeur individuelle de chaque variable (*figure 13*), nous retirons les variables *Diff2_D_Population*, *Diff2_En_Ren* et *Diff2_R_Petrole* qui ont été introduites dans le modèle complet. Dans le cas du modèle réduit, nous optons pour une régression linéaire multiple avec les 3 variables indépendantes mentionnées dans le paragraphe précédent. Nous modifions donc l'équation 11 pour obtenir l'équation suivante pour ce modèle :

$$\begin{aligned} & y'_{D_Petrole_ts,t} - y'_{D_Petrole_ts,t-1} \\ &= \beta_0 + \beta_1(x'_{Revenu_ts,t} - x'_{Revenu_ts,t-1}) \\ &+ \beta_2(x'_{Immatriculation_ts,t} - x'_{Immatriculation_ts,t-1}) \\ &+ \beta_3(x'_{P_Petrole_ts,t} - x'_{P_Petrole_ts,t-1}) + (\varepsilon'_t - \varepsilon'_{t-1}) \end{aligned} \quad (12)$$

En effectuant à nouveau le test *lm* pour le modèle réduit (équation 12), une analyse plus détaillée peut être réalisée en suivant la sortie du code (*figure 14*). Tout d'abord, le coefficient de corrélation multiple (*Adjusted R-squared*) rend compte des informations fournies par les variables indépendantes sur la variable dépendante (Seltman, 2013). Plus précisément, appliqué à notre modèle, il indique quel pourcentage de la variation de la demande de pétrole est expliqué par nos 3 variables indépendantes. Avec une valeur de 76,35%, nous pouvons dire que le modèle est bien expliqué par ces variables. Par la suite, si nous regardons les détails de chaque variable, nous remarquons qu'elles ont des caractéristiques différentes. Pour la variable *Diff2_Revenu*, elle est présentée comme fortement significative (p-valeur = 2,41e-07) et avec une influence positive sur la variable dépendante via son estimateur ($\hat{\beta}_1 = 2,382e+05$). Concernant *Diff2_Immatriculation*, cette variable est faiblement significative (p-valeur = 0,0145) et son influence est également positive sur la variable expliquée ($\hat{\beta}_2 = 5,587e-01$). Pour en finir avec la variable *Diff2_P_Petrole*, cette dernière est aussi faiblement significative (p-valeur = 0,0170) et influence négativement la variable dépendante ($\hat{\beta}_3 = -5,940e+05$).

```

Call:
lm(formula = Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_Immatriculation +
    Diff2_P_Petrole)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-35574635 -9358520  3512112 10119681 36011834

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -3.387e+05  3.702e+06  -0.091   0.9279
Diff2_Revenu    2.382e+05  3.301e+04   7.214 2.41e-07 ***
Diff2_Immatriculation  5.587e-01  2.113e-01   2.644  0.0145 *
Diff2_P_Petrole  -5.940e+05  2.308e+05  -2.574  0.0170 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 19210000 on 23 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7908,    Adjusted R-squared:  0.7635
F-statistic: 28.98 on 3 and 23 DF,  p-value: 5.446e-08

```

Figure 14 Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle réduit pour le scénario A

6.3.2. Scénario B : AVEC la contrainte d'un prix du carbone universel et élevé

Afin d'analyser l'impact d'un prix universel et élevé du carbone sur la demande de pétrole dans les transports, nous l'incluons dans notre modèle de régression linéaire multiple pour comparer les résultats obtenus avec le scénario A. Pour ce faire, nous ajoutons cette contrainte de prix du carbone au revenu par habitant selon le raisonnement développé dans la section 6.2. Pour rappel, nous avons décidé d'inclure un prix de 50 dollars par tonne d'émissions de CO₂. Avant d'appliquer les différences successives de second ordre, nous diminuons le revenu par le prix du carbone initialement calculé, ce qui nous permet de créer notre nouvelle variable de revenu (*New_Revenu_ts*). Avec ce changement, nous obtenons donc le modèle complet selon l'équation suivante :

$$\begin{aligned}
 & y'_{D_Petrole_ts,t} - y'_{D_Petrole_ts,t-1} \\
 &= \beta_0 + \beta_1(x'_{New_Revenu_ts,t} - x'_{New_Revenu_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_2(x'_{D_Population_ts,t} - x'_{D_Population_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_3(x'_{En_Ren_ts,t} - x'_{En_Ren_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_4(x'_{Immatriculation_ts,t} - x'_{Immatriculation_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_5(x'_{P_Petrole_ts,t} - x'_{P_Petrole_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_6(x'_{R_Petrole_ts,t} - x'_{R_Petrole_ts,t-1}) + (\varepsilon'_t - \varepsilon'_{t-1})
 \end{aligned} \tag{13}$$

Suite à l'analyse de la *figure 15* qui montre la sortie du code pour le modèle complet de la régression linéaire, nous n'observons pas de différence majeure d'interprétation par rapport au scénario A. Plus précisément, le seul changement à répertorier est une moindre significativité de la variable *Diff2_P_Petrole* (p-valeur = 0,101) mais cela ne change pas le fait que cette variable reste globalement significative dans son influence sur *Diff2_D_Petrole*. Selon ces résultats, il est également nécessaire d'effectuer le test pour identifier le meilleur modèle.

```
Call:
lm(formula = Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_D_Population +
    Diff2_En_Ren + Diff2_Immatriculation + Diff2_P_Petrole +
    Diff2_R_Petrole)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-39306088 -11662462  3722225 11851210 28962460

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -2.366e+05  3.661e+06  -0.065   0.9491
Diff2_New_Revenu  2.858e+05  4.532e+04   6.306 3.72e-06 ***
Diff2_D_Population -7.858e+06  1.753e+07  -0.448   0.6588
Diff2_En_Ren    3.736e+07  2.455e+07   1.522   0.1437
Diff2_Immatriculation 5.195e-01  2.108e-01   2.464 0.0229 *
Diff2_P_Petrole  -7.957e+05  2.800e+05  -2.842 0.0101 *
Diff2_R_Petrole    2.401e+02  1.594e+02   1.506   0.1477
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 18990000 on 20 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8222,    Adjusted R-squared:  0.7689
F-statistic: 15.42 on 6 and 20 DF,  p-value: 1.462e-06
```

Figure 15 Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle complet pour le scénario B

Dans l'*annexe 7*, nous pouvons voir le résultat de la sortie du code de la méthode *stepwise* avec une interprétation qui est la même que dans le cas du scénario A. En effet, le meilleur modèle sélectionné selon le critère d'information (AIC = 909,52) est celui qui inclut les variables *Diff2_New_Revenu*, *Diff2_Immatriculation* et *Diff2_P_Petrole*. Par conséquent, nous supprimons les mêmes variables indépendantes que dans le scénario A. Nous passons donc d'un modèle complet (équation 13) à un modèle réduit comprenant 3 variables indépendantes qui sont illustrées dans l'équation 14 suivante :

$$\begin{aligned}
 & y'_{D_Petrole_ts,t} - y'_{D_Petrole_ts,t-1} \\
 &= \beta_0 + \beta_1(x'_{New_Revenu_ts,t} - x'_{New_Revenu_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_2(x'_{Immatriculation_ts,t} - x'_{Immatriculation_ts,t-1}) \\
 &+ \beta_3(x'_{P_Petrole_ts,t} - x'_{P_Petrole_ts,t-1}) + (\varepsilon'_t - \varepsilon'_{t-1})
 \end{aligned} \tag{14}$$

L'interprétation du modèle réduit (*figure 16*), comme analysé jusqu'à présent, est presque identique à celle du scénario A. Plus précisément, la variation de la demande de pétrole dans les transports est expliquée par ce modèle de manière aussi précise (76,16%). De plus, les variables indépendantes de ce modèle réduit présentent le même degré de significativité que dans le cas du scénario précédent et il en est de même pour l'influence de leur estimateur ($\hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_2$ et $\hat{\beta}_3$) sur la variable dépendante. Il est donc clair que le poids du prix universel du carbone sur le revenu n'est pas assez fort pour générer un changement dans la significativité des variables indépendantes du modèle.

```
Call:
lm(formula = Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_Immatriculation +
    Diff2_P_Petrole)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-35660413 -9571265  3499405 10771801 35908727

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -3.464e+05  3.717e+06  -0.093   0.9266
Diff2_New_Revenu  2.435e+05  3.396e+04   7.171 2.66e-07 ***
Diff2_Immatriculation  5.643e-01  2.120e-01   2.662  0.0139 *
Diff2_P_Petrole   -5.926e+05  2.318e+05  -2.557  0.0176 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 19290000 on 23 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7891,    Adjusted R-squared:  0.7616
F-statistic: 28.68 on 3 and 23 DF,  p-value: 5.981e-08
```

Figure 16 Sortie du code de la régression linéaire multiple du modèle réduit pour le scénario B

6.3.3. Tests de mauvaise spécification des variables du modèle

Dans cette section, nous abordons brièvement les résultats des tests de mauvaise spécification effectués sur le modèle réduit de régression linéaire multiple afin de montrer au lecteur que nous travaillons avec des données vérifiées qui ne biaisent pas nos résultats. Certaines hypothèses sur nos variables sont donc importantes lorsqu'on utilise la régression linéaire (Athanasopoulos & Hyndman, 2018). Comme nos modèles et nos résultats sont similaires pour les deux scénarios, nous décidons de les évaluer ensemble car ils mènent aux mêmes conclusions.

Premièrement, nous testons la corrélation des variables indépendantes entre elles. Pour vérifier cela dans RStudio, nous utilisons la fonction *VIF* (« Variance Inflation Factor ») qui a été introduite dans la section 5.3.5. Comme nous pouvons le voir dans l'*annexe 8*, dans le contexte de nos deux scénarios, nous obtenons des valeurs de nos prédicteurs inférieures à 2, ce qui atteste d'une faible corrélation des variables indépendantes entre elles.

Ensuite, nous testons la normalité des résidus des modèles de régression. Il est en effet recommandé que les erreurs soient normalement distribuées avec une variance constante (Athanasopoulos & Hyndman, 2018). Pour ce faire, nous utilisons le test de Jarque-Bera qui a été présenté dans la section 5.3.2. Dans l'*annexe 9*, nous pouvons voir que les valeurs du test pour les deux scénarios sont bien inférieures à 6. Nous pouvons donc dire que les résidus des modèles de régression linéaire multiple sont normalement distribués.

Par après, nous vérifions que les erreurs ne sont pas autocorrélées car cela signifierait que nous n'avons pas exploité pleinement les données (Athanasopoulos & Hyndman, 2018). Dans la section 5.3.6, nous avons discuté du test de Breusch-Godfrey qui est utilisé pour identifier l'autocorrélation des erreurs. Appliqué à nos deux scénarios, nous visualisons dans l'*annexe 10* que les p-valeurs du test sont égales ou légèrement supérieures à 0,05. Ces observations ne nous permettent pas de rejeter l'hypothèse nulle qui indique qu'il n'y a pas autocorrélation des erreurs.

Enfin, il nous reste à vérifier l'hypothèse d'homoscédasticité du modèle qui stipule que la variance d'un estimateur ne doit pas varier (Candelon, 2019). En effet, nous utilisons le test de Breusch-Pagan qui permet de détecter si un estimateur a une variance qui varie (voir section 5.3.7). Lorsque nous appliquons ce test à nos deux scénarios, les p-valeurs sont bien supérieures à 0,05 (voir *annexe 11*). L'hypothèse nulle d'homoscédasticité n'est donc pas rejetée, ce qui confirme que les variances ne varient pas pour nos modèles.

6.3.4. Comparaison des deux scénarios

Nous donnons un bref résumé des informations importantes que nous pouvons tirer des scénarios A et B. Ainsi, nous obtenons des modèles réduits de la régression linéaire multiple qui sont similaires pour nos deux scénarios. Ceux-ci sont constitués de 3 variables indépendantes (équations 12 et 14) et expliquent la variation de la demande de pétrole dans les

transports avec une précision de plus de 76%. Dans ces derniers, le revenu par habitant (*Diff2_Revenu* ou *Diff2_New_Revenu*), le nombre d'immatriculations de voitures (*Diff2_Immatriculation*) et le prix du pétrole brut (*Diff2_P_Petrole*) sont les variables qui ont un impact significatif sur la demande de pétrole dans les transports (*Diff2_D_Petrole*). Parmi ces variables, c'est le revenu qui a le plus d'impact sur cette demande, tandis que le nombre d'immatriculations de voitures et le prix du pétrole brut ont un impact beaucoup plus faible sur cette dernière. Enfin, l'augmentation du revenu et du nombre d'immatriculations de voitures vient accroître la demande de pétrole du secteur des transports, alors que l'augmentation du prix du pétrole brut la diminue. Nous résumons ces principales observations pour les deux scénarios comme suit :

- Modèle sélectionné : **Modèle réduit avec 3 variables indépendantes**
- Variables indépendantes sélectionnées : **Revenu par habitant, nombre d'immatriculations de voitures et prix du pétrole brut**
- Pourcentages d'informations expliquées par les modèles : **76,35% et 76,16%**
- Degré de significativité des variables indépendantes :
 - Revenu par habitant : **Fortement significatif**
 - Nombre d'immatriculations de voitures : **Faiblement significatif**
 - Prix du pétrole brut : **Faiblement significatif**
- Impact de l'augmentation de la valeur des variables indépendantes sur la demande :
 - Revenu par habitant : **Augmentation de la demande**
 - Nombre d'immatriculations de voitures : **Augmentation de la demande**
 - Prix du pétrole brut : **Diminution de la demande**

Il est donc clair que les observations et les tendances de ces deux scénarios sont globalement les mêmes. En effet, comme nous l'avons analysé avec les données de base dans la section 6.2 pour développer la variable du prix universel du carbone, la crainte était que ce prix ne soit pas assez fort pour contrer le taux de croissance du revenu. Le problème que nous pouvons identifier grâce à cette analyse comparative est que la variable du revenu a trop d'importance par rapport aux autres variables du modèle. En d'autres termes, le revenu exerce une influence trop forte sur la demande de pétrole dans les transports pour qu'un prix universel de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone puisse réduire la dépendance de cette demande au revenu.

6.4. Interprétations des résultats obtenus

6.4.1. Vérification de la première hypothèse

Les résultats de l'analyse comparative utilisant des modèles de régression linéaire multiple ne nous permettent pas de confirmer l'hypothèse selon laquelle un prix universel élevé du carbone influencerait le comportement du consommateur en termes de demande de pétrole dans les transports. En effet, les modèles réduits des scénarios A et B suggèrent une très forte significativité du revenu par habitant sur cette demande par rapport aux autres variables indépendantes du modèle. De plus, l'importance du revenu est globalement la même dans les deux scénarios avec des p-valeurs de $2,41e-07$ et $2,66e-07$ respectivement. En d'autres termes, nous observons que la demande de pétrole dans les transports dépend principalement du revenu par habitant, même lorsque ce dernier est réduit par un prix universel du carbone par habitant allant de 185 à 226 dollars de contribution climatique annuelle selon l'année considérée.

Par ailleurs, nous sommes conscients que notre variable dépendante a les mêmes valeurs dans les deux scénarios, mais une significativité presque similaire des variables de revenu nous amène à supposer que la demande énergétique aurait suivi la même tendance si un prix universel du carbone avait été imposé au niveau que nous avons choisi. Ainsi, notre conclusion pour cette première hypothèse est qu'un prix sur le carbone de 50 dollars par tonne d'émissions de CO₂ ne semble pas suffisant pour influencer le comportement du consommateur car le revenu a un impact trop fort sur la consommation de pétrole dans les transports.

6.4.2. Vérification de la deuxième hypothèse

A la suite de la conclusion de la première hypothèse, nous ne sommes pas en mesure de confirmer la seconde hypothèse selon laquelle un prix de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone est suffisant pour réduire l'impact du revenu sur la demande de pétrole dans le secteur des transports. De fait, nous avons identifié dans nos résultats que le revenu reste toujours très significatif malgré le poids du prix universel sur le carbone que nous avons imposé. Cela ne permet pas à ce prix, pourtant élevé à long terme, de réduire suffisamment le revenu car son influence sur la demande de pétrole dans les transports est trop forte. De plus, le revenu est trop significatif sur cette demande par rapport aux autres variables. Lorsque nous analysons nos modèles, nous constatons que les deux autres variables significatives (le nombre

d'immatriculations de voitures et le prix du pétrole) n'ont qu'un faible impact sur la demande. Notre conclusion pour cette deuxième hypothèse est que le montant annuel à payer par le consommateur via le prix universel du carbone est trop faible pour peser sur le revenu, ce qui ne permet donc pas de réduire l'impact de celui-ci sur la demande de pétrole dans les transports.

Pour appuyer cette conclusion, nous rappelons au lecteur que la section 6.2 détecte initialement une contrainte d'efficacité potentielle du prix universel du carbone sur le revenu par habitant. En effet, il apparaît non seulement qu'une contribution par habitant d'un peu plus de 2% du revenu à l'impact climatique causé est loin d'être suffisante mais aussi que le poids du prix universel du carbone sur le revenu (en pourcentage) diminue au fil du temps malgré la tendance à la hausse des émissions de carbone chaque année. Nous en déduisons que la croissance du revenu moyen par habitant est trop élevée pour que le coût que nous fixons pour les dommages climatiques soit une contrainte.

6.4.3. Vérification de la troisième hypothèse

Par rapport à l'analyse effectuée sur les deux premières hypothèses, nous conseillons d'explorer davantage l'hypothèse selon laquelle des mesures complémentaires (au-delà d'un prix sur le carbone) sont nécessaires afin de réduire plus efficacement la demande de pétrole dans le secteur des transports. Effectivement, l'application d'un prix universel de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone sur cette demande n'étant pas concluante en termes de résultat, nous considérons qu'il est d'autant plus important d'envisager des mesures additionnelles afin de tendre vers une réduction effective de cette demande énergétique.

Notre principal argument est que le revenu influence dans une très large mesure la demande de pétrole dans les transports. En effet, les autres variables indépendantes ne semblent pas avoir une forte significativité sur cette demande et beaucoup d'entre elles l'influencent aussi positivement. Par exemple, la part des énergies renouvelables n'est pas encore assez importante pour réduire la demande. Ou encore, parmi les variables les plus significatives, seule l'augmentation du prix du pétrole entraîne une diminution de la demande. Par conséquent, en raison du faible impact du prix universel du carbone et de l'identification via nos résultats que les variables censées réduire la demande de pétrole ne sont pas assez significatives, notre esprit critique nous pousse à conseiller la mise en œuvre de mesures complémentaires qui conduiraient (enfin) à une réduction de la demande de pétrole dans les transports.

V. CONCLUSION

1. Conclusion générale

En premier lieu, nous rappelons que l'objectif de ce mémoire est d'introduire un prix universel du carbone suffisamment élevé qui nous permet d'analyser si le comportement de la demande de pétrole dans le secteur des transports peut être impacté à long terme par son application. En tenant compte des différents facteurs influençant cette demande, nous avons pu évaluer l'efficacité de ce prix universel du carbone que nous avons calculé avec un montant de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone. Afin d'avoir une évaluation correcte de l'efficacité de ce prix, nous avons effectué une analyse comparative entre un scénario normal qui ne considère pas la contrainte du prix universel du carbone, tandis qu'un second scénario prend en compte le poids de ce prix. Nous avons donc obtenu les résultats de ces deux scénarios via des modèles de régression linéaire multiple.

La principale conclusion de ce travail est qu'un prix universel de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone ne nous paraît pas suffisant pour modifier le comportement de la demande de pétrole dans le secteur des transports en raison de la dominance de l'effet du revenu. De fait, tant dans la revue de littérature (section 4.2) que dans les modèles que nous avons mis en œuvre, le revenu semble être la variable ayant le plus de poids sur cette demande. Cela justifie notre intérêt à réduire la dépendance de la demande au revenu en incorporant un prix universel du carbone suffisamment élevé car une augmentation du revenu entraîne une augmentation de la demande, ce qui provoque aussi une augmentation du dommage climatique. Nos analyses suggèrent que l'introduction d'un prix universel du carbone, bien qu'il soit beaucoup plus élevé que le prix moyen appliqué par les instruments actuels de tarification du carbone, n'influence pas le comportement du consommateur et n'aurait certainement pas atténué la tendance à la hausse de sa demande de carburant fossile. Il est donc compliqué de conclure sur le succès de ce prix, ce qui nous oblige à conseiller une approche différente de la nôtre dans les pistes de recherches futures sur la taxation universelle du carbone.

Une conclusion secondaire peut être faite sur la nécessité d'intégrer des mesures complémentaires qui obligeraient à réduire la demande de pétrole dans les transports. En effet, nous avons mentionné la très forte influence du revenu sur cette demande, qui provoque une tendance actuelle à la hausse de cette dernière. Même le prix du pétrole, dont l'augmentation a

pour effet de réduire la demande, est d'une importance bien moindre que l'effet du revenu. Ce résultat n'est pas très surprenant puisque, comme nous l'avons identifié dans la revue de littérature, il n'existe pas beaucoup d'alternatives aux combustibles fossiles dans le secteur des transports. Dès lors, les consommateurs ne réagissent pas fortement à l'augmentation des prix. En outre, l'analyse de la partie empirique montre également que le reste des variables indépendantes qui sont censées causer la diminution de la demande du carburant fossile dans les transports ne sont (presque) pas significatives. Sur la base de ces observations, nous soutenons les arguments de certains auteurs de la littérature qui préconisent que le prix du carbone doit être accompagné d'instruments complémentaires pour être efficace.

Enfin, nous souhaitons formuler quelques recommandations à la suite de la confrontation des parties théorique et empirique. Premièrement, nous déconseillons d'envisager un prix universel du carbone qui serait trop élevé car le niveau de prix moyen actuel des instruments de tarification du carbone est assez faible par rapport au niveau recommandé par les experts (voir section 2.1). En effet, d'un point de vue éthique, il pourrait être compliqué d'intégrer un prix très éloigné du niveau moyen fixé par ces instruments. En revanche, une solution potentielle serait d'appliquer à ce prix un taux de croissance qui s'adapterait chaque année à celui du revenu, ce qui éviterait une augmentation brutale difficile à accepter par la population. Par ailleurs, en supposant que faire payer le consommateur pour les dommages climatiques ne soit pas une alternative viable, il serait intéressant d'envisager de responsabiliser davantage les compagnies pétrolières qui, comme nous l'avons mentionné dans la section 1.3, sont de grands émetteurs de CO₂. Dernièrement, pour donner suite à notre conclusion sur la nécessité d'appliquer des mesures supplémentaires pour atténuer la demande de pétrole, nous recommandons également qu'elles soient appliquées de manière universelle afin d'éviter la délocalisation et le sentiment d'injustice entre les individus.

2. Limites du travail

Lors de la rédaction d'un mémoire universitaire, il faut être critique et conscient que notre recherche est soumise à plusieurs limites. C'est pourquoi nous énumérons ci-dessous les différentes limites auxquelles nous avons été confrontés au cours de ce travail :

A. Avis contradictoires dans la littérature sur un sujet d'actualité

En analysant la revue de la littérature existante, on s'aperçoit qu'il y a plusieurs sections où les auteurs sont en désaccord les uns avec les autres. Par exemple, la section 3.4 montre qu'il y a une opposition entre les auteurs sur la sensibilité du secteur des transports au prix du pétrole. Concrètement, nous pouvons analyser que c'est un sujet d'actualité qui entraîne beaucoup de débats et donc beaucoup de théories contradictoires. Nous identifions cela comme une limite car des recherches futures seront nécessaires sur ce sujet et pourront modifier les résultats obtenus.

B. Choix de la méthodologie de recherche

Comme l'a souligné Jessica F Green, la théorie et la pratique sont assez éloignées l'une de l'autre dans le cadre de la tarification du carbone (Green, 2021). Notre partie empirique étant basée sur des modèles économétriques, la réalité peut différer de l'interprétation des résultats, tant les enjeux sur ce sujet sont complexes à analyser. Cependant, nous sommes confrontés à l'impossibilité d'une recherche de terrain pour un sujet comme le nôtre et l'analyse par ces modèles semble être la méthode la plus crédible, bien qu'une différence avec la réalité soit potentiellement observable.

C. Disponibilité des données sur une longue période

Dans notre étude empirique, les modèles économétriques sont réalisés à partir de bases de données officielles contenant les données historiques nécessaires à notre analyse. Cependant, nous effectuons une analyse à long terme et devons intégrer ces données en considérant la même période pour ces dernières (à savoir de 1990 à 2018). En ce qui concerne les facteurs influençant la demande de pétrole dans les transports que nous avons identifiés dans la section théorique 4.2, nous avons rencontré des difficultés à sélectionner de manière fiable tous ces facteurs pour nos modèles dans la partie empirique sur la période considérée.

D. Construction d'une variable fictive pour le prix universel du carbone

Dans la section 6.2, nous avons imaginé un prix universel du carbone que nous avons calculé via les bases de données annuelles d'émissions de carbone et de population au niveau

mondial. Cependant, nous tenons à souligner que la construction de cette variable de prix universel du carbone est basée sur notre raisonnement mais ne tient compte d'aucun modèle sur ce prix déjà établi dans la littérature. Plus précisément, nous ne garantissons pas que le choix d'un prix de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone soit pertinent pour tous les auteurs de la littérature, puisqu'ils ne parviennent pas à un consensus sur un prix « idéal » du carbone.

E. Prise en compte des inégalités sociales et économiques

Une limite importante que nous devons signaler au lecteur est que nous ne prenons pas en compte les inégalités sociales et économiques dans notre analyse. En effet, l'objectif de cette recherche est d'évaluer si un prix universel du carbone peut avoir un impact suffisant sur le revenu moyen par habitant pour réduire son influence sur la demande de pétrole dans les transports. Nous supposons donc un individu dont le revenu est égal au revenu moyen des personnes dans le monde. Nous sommes conscients de cette hypothèse limitative mais elle nous permet de faciliter notre méthodologie de recherche via les modèles économétriques. De plus, la première étape pour juger de l'efficacité du prix universel du carbone est de déterminer s'il peut fonctionner en général. En effet, nous supposons que le poids appliqué par ce dernier sur le revenu est le même d'une personne à l'autre, mais les différences de revenus devront évidemment être prises en compte dans les recherches futures avec une identification précise du montant de ce prix à appliquer pour les différentes classes sociales (piste introduite dans la section 8.3). En d'autres termes, notre objectif est d'abord de déterminer si un prix moyen universel du carbone peut être efficace puis d'approfondir la question en tenant compte des inégalités économiques dans les différentes couches de la population.

F. Analyse comparative réalisée avec les mêmes valeurs de la variable dépendante

Pour le scénario de la partie empirique intégrant le montant du dommage climatique à payer par le consommateur, il aurait été plus simple de fixer un seuil de demande de pétrole à ne pas dépasser et d'identifier directement le prix du carbone idéal permettant de limiter cette demande. Malheureusement, nous n'avons pas pu mettre en place un tel modèle et avons donc utilisé l'alternative de modifier la variable du revenu en la diminuant par le prix universel du carbone pour le second scénario. En conséquence, notre variable dépendante a les mêmes valeurs dans les deux scénarios mais notre analyse comparative nous amène à penser que cela aurait effectivement été le cas en raison des variables de revenu qui influencent la demande de

pétrole dans les transports aussi fortement l'une que l'autre. En d'autres termes, le prix de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone nous semble trop faible pour influencer la tendance de cette demande via une contrainte sur le revenu par habitant. Nous identifions donc cela comme une limite car nous n'avons pas pu mettre en œuvre le modèle parfait en fixant la valeur de la demande pour identifier le prix universel optimal du carbone.

G. Analyse basée sur la prise en compte des technologies existantes

Nous souhaitons clarifier notre travail en précisant au lecteur que nous basons notre analyse sur la prise en compte des technologies existantes et non sur les technologies innovantes potentielles qui ne sont pas encore disponibles à l'échelle mondiale. De fait, avec un nombre très limité d'alternatives aux carburants fossiles dans le secteur des transports, la dépendance au pétrole est encore trop élevée dans ce dernier. Cependant, il est clair que l'émergence d'une nouvelle technologie, c'est-à-dire d'une alternative permettant de se déplacer en émettant moins de CO₂, remettrait en cause nos résultats en raison d'une moindre dépendance au pétrole et d'une plus grande sensibilité au prix de ce combustible fossile. C'est donc une limite à mentionner dans notre recherche car nous n'avons pas anticipé cette hypothèse à cause d'un manque de certitude sur l'apparition et les performances de ces technologies.

3. Pistes pour des recherches futures

Nous concluons la dernière partie de ce travail en suggérant différentes pistes de recherches futures sur ce sujet. En effet, les conclusions de ce mémoire nous amènent à réfléchir plus loin que le raisonnement que nous avons initialement adopté. Nous suggérons donc quatre pistes pour les travaux futurs sur la tarification universelle du carbone dans les transports.

Tout d'abord, comme nous l'avons mentionné dans la conclusion générale, nous recommandons que les recherches soient effectuées en incluant un prix universel dynamique du carbone, c'est-à-dire un prix qui s'adapte au taux de croissance du revenu. En effet, nous avons commis l'erreur de ne pas inclure une croissance annuelle pour ce prix qui ne permet donc pas de contrer l'effet d'un revenu moyen en constante augmentation dont l'effet est d'augmenter la demande de pétrole dans les transports. Dès lors, il est intéressant d'analyser si une augmentation annuelle du prix universel du carbone, proportionnellement à la croissance du revenu, pourrait modifier l'importance de ce dernier sur cette demande.

Par ailleurs, nous conseillons également d’approfondir les recherches sur la responsabilité climatique des compagnies pétrolières dans le secteur des transports. De fait, nous ne sommes pas convaincus que l’application d’un prix du carbone sur le citoyen soit une solution viable, il serait peut-être plus approprié de faire payer les entreprises qui émettent de grandes quantités de CO₂ pour les dommages causés au climat. Dans cette optique, une façon d’atténuer la demande de pétrole serait d’encourager les entreprises qui investissent dans le développement des énergies à faible émission de carbone par des compensations financières, tandis que celles qui sont les plus polluantes devraient être soumises à une taxe carbone qui augmente chaque année. Évidemment, il ne s’agit là que d’une proposition pour des travaux futurs qui seraient orientés vers la responsabilité climatique des entreprises mais sa faisabilité devrait être évaluée.

Ensuite, comme nous l’avons évoqué dans la section sur les limites du travail, les recherches futures devraient pouvoir intégrer les inégalités sociales et économiques dans leur raisonnement. En effet, la prise en compte des différentes classes sociales est cruciale si nous voulons avoir plus de précision sur le comportement de la demande de pétrole dans les transports en réponse à l’incorporation d’un prix universel du carbone. La principale limite de notre travail est que nous n’avons pas inclus ces inégalités mais la division des pays par le produit intérieur brut (PIB) avec la distinction des classes sociales par pays augmenterait la précision d’une analyse sur un prix du carbone universel et acceptable. Il serait donc nécessaire de réaliser une analyse par pays et non au niveau mondial, avec des recherches plus poussées sur l’adaptation de ce prix en fonction des différentes classes sociales.

Enfin, il serait intéressant d’identifier et d’intégrer des mesures restrictives sur la demande de pétrole dans les transports et de les analyser conjointement avec le prix universel du carbone. Effectivement, à la suite de la vérification de la troisième hypothèse de notre recherche, nous suggérons que des mesures supplémentaires soient intégrées pour atténuer cette demande. Par exemple, une solution consisterait à renforcer le système d’échange de quotas d’émissions (ETS) en appliquant un plafond strict aux émissions provenant des combustibles fossiles et en rendant ce système plus facile à comprendre. Avec l’application d’un prix universel élevé du carbone, nous disposons de mesures potentiellement complémentaires pour limiter la demande de pétrole dans les transports.

VI. BIBLIOGRAPHIE

- Akerlof, G., Aumann, R., Deaton, A., Diamond, P., Engle, R., Fama, E., Hansen, L., Hart, O., Holmström, B., & Kahneman, D. (2019). Economists' statement on carbon dividends. *Wall Street Journal*, A13.
- Allen, M. R., Barros, V. R., Broome, J., Christ, R., Church, J. A., Clarke, L., Cramer, W., Dahe, Q., Dasgupta, P., & Pachauri, R. K. (2014). *Climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Ipcc.
- Allen, M. R., Boneham, J., Dalton, M. W., Ekwurzel, B., Frumhoff, P. C., Heede, R., & Mera, R. J. (2017). The rise in global atmospheric CO₂, surface temperature, and sea level from emissions traced to major carbon producers. *Climatic Change*, 144(4), 579-590. <https://doi.org/10.1007/s10584-017-1978-0>
- Aoun, M.-C. (2018). Le marché pétrolier à un tournant [The oil market at a turning point]. *Politique étrangère, Automne*(3), 119-129. <https://doi.org/10.3917/pe.183.0119>
- Artus, P., d'Autume, A., Callonnec, G., Chalmin, P., Chevalier, J. M., Coeure, B., Gaudin, T., Guesnerie, R., Kalantizis, Y., & Klein, C. (2010). The Effects of High and Volatile Oil Prices; Les effets d'un prix du pétrole élevé et volatil. *Conseil d'Analyse Economique*. http://bois-energie.ofme.org/documents/Energie/2010_CAE93_Rapport.pdf
- Athanasopoulos, G., & Hyndman, R. J. (2018). *Forecasting: principles and practice, 2nd edition*. OTexts.
- Bertram, C., Carrara, S., Daly, H., Edelenbosch, O. Y., Emmerling, J., Kitous, A., McCollum, D. L., Saadi Failali, N., & van Vuuren, D. P. (2017). Transport fuel demand responses to fuel price and income projections: Comparison of integrated assessment models. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 55, 310-321. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.03.005>
- Bertram, C., Carrara, S., Daly, H., Edelenbosch, O. Y., Fujimori, S., Karkatsoulis, P., Kitous, A., Kyle, P., McCollum, D. L., Ó Broin, E., Sano, F., & van Vuuren, D. P. (2017). Decomposing passenger transport futures: Comparing results of global integrated

- assessment models. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 55, 281-293. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.07.003>
- Bouckaert, S., D'Ambrosio, D., Fernandez Pales, A., McGlade, C., Remme, U., Spencer, T., Varro, L., & Wanner, B. (2021). Net Zero by 2050-A Roadmap for the Global Energy Sector. *International Energy Agency*.
- Bultheel, C., Metivier, C., & Postic, S. (2018). Global carbon account 2018. *Institute for Climate Economics*. Consulté le 4 avril 2021, sur <https://www.i4ce.org/download/global-carbon-account-2018/>
- Bussewitz, C. (2021). Challengers unseat third Exxon board member in climate fight. *ABC News*. Consulté le 29 juillet 2021, sur <https://abcnews.go.com/US/wireStory/challengers-unseat-exxon-board-member-climate-fight-78108122>
- Candelon, B. (2019). Forecasting [Diapositives]. https://moodleucl.uclouvain.be/pluginfile.php/2041343/mod_resource/content/1/lecture%20forecasting%202020.pdf
- Carbon Pricing Leadership Coalition: Official Launch Event and Work Plan*. (2016). Consulté le 15 avril 2021, sur <https://www.carbonpricingleadership.org>
- Chambers, D., Collins, C. A., & Krause, A. (2019). How do federal regulations affect consumer prices? An analysis of the regressive effects of regulation. *Public Choice*, 180(1), 57-90.
- Chapman, I. (2014). The end of Peak Oil? Why this topic is still relevant despite recent denials. *Energy Policy*, 64, 93-101. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.05.010>
- Climate action: Paris Agreement. (2020). *European Commission*. Consulté le 22 juillet 2021, sur https://ec.europa.eu/clima/policies/international/negotiations/paris_en
- Cochet, Y. (2019). *Devant l'effondrement: essai de collapsologie*. Éditions Les liens qui libèrent.

- Combet, E., Edenhofer, O., Hepburn, C., Klenert, D., Mattauch, L., Rafaty, R., & Stern, N. (2018). Making carbon pricing work for citizens. *Nature Climate Change*, 8(8), 669-677. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0201-2>
- Convery, F., Ferreira, S., & Ryan, L. (2009). The impact of fiscal and other measures on new passenger car sales and CO2 emissions intensity: Evidence from Europe. *Energy Economics*, 31(3), 365-374. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2008.11.011>
- Creutzig, F. (2015). Evolving Narratives of Low-Carbon Futures in Transportation. *Transport Reviews*, 36(3), 341-360. <https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1079277>
- Dahl, C., & Sterner, T. (1991). Analysing gasoline demand elasticities: a survey. *Energy Economics*, 13(3), 203-210.
- de Almeida, P., & Silva, P. D. (2009). The peak of oil production—Timings and market recognition. *Energy Policy*, 37(4), 1267-1276. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.11.016>
- De Perthuis, C., & Elbeze, J. (2011). Vingt ans de taxation du carbone en Europe: les leçons de l'expérience. *Les Cahiers de la Chaire Economie du Climat*, 9.
- Dehning, B., Nadirov, O., & Vychytilová, J. (2020). Carbon Taxes and the Composition of New Passenger Car Sales in Europe. *Energies*, 13(18). <https://doi.org/10.3390/en13184631>
- Dennig, F., Liu, H., Mintz-Woo, K., & Schinko, T. (2020). Carbon pricing and COVID-19. *Climate Policy*, 1-9. <https://doi.org/10.1080/14693062.2020.1831432>
- Ding, Y., Hansson, L., Liu, J., Sha, N., Wang, R., & Wang, Y. (2012). Strategic assessment of fuel taxation in energy conservation and CO2 reduction for road transportation: a case study from China. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 27(5), 1231-1238. <https://doi.org/10.1007/s00477-012-0659-9>
- Drews, S., Maestre-Andrés, S., & van den Bergh, J. (2019). Perceived fairness and public acceptability of carbon pricing: a review of the literature. *Climate Policy*, 19(9), 1186-1204. <https://doi.org/10.1080/14693062.2019.1639490>

- Duan, M., Edenhofer, O., Giraud, G., Heal, G. M., La Rovere, E. L., Morris, A., Moyer, E., Pangestu, M., Stern, N., & Stiglitz, J. E. (2017). Report of the high-level commission on carbon prices.
- Eccleston, C. H. (2008). Climbing Hubbert's peak: The looming world oil crisis. *Environmental Quality Management*, 17(3), 25-30.
<https://doi.org/10.1002/tqem.20173>
- Eder, L. V., Filimonova, I. V., Nemov, V. Y., Provornaya, I. V., & Zemnukhova, E. A. (2020). Formation of energy policy in Europe, taking into account trends in the global market. *Energy Reports*, 6, 599-603. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.09.032>
- Ekins, P., & Peake, S. (2017). Exploring the financial and investment implications of the Paris Agreement. *Climate Policy*, 17(7), 832-852.
<https://doi.org/10.1080/14693062.2016.1258633>
- Fouquet, R. (2014). Long-Run Demand for Energy Services: Income and Price Elasticities over Two Hundred Years. *Review of Environmental Economics and Policy*, 8(2), 186-207. <https://doi.org/10.1093/reep/reu002>
- Fraser, A., Gendron, C., Girard, B., Ivanaj, S., & Ivanaj, V. (2017). Rôle et responsabilités des hauts dirigeants face aux changements climatiques: réflexions à partir du cas de BP. *ENTREPRISES ET HISTOIRE*, 86, 34-53.
- Frumhoff, P. C., Heede, R., & Oreskes, N. (2015). The climate responsibilities of industrial carbon producers. *Climatic Change*, 132(2), 157-171. <https://doi.org/10.1007/s10584-015-1472-5>
- Fullerton, D., & Muehlegger, E. (2019). Who Bears the Economic Burdens of Environmental Regulations? *Review of Environmental Economics and Policy*, 13(1), 62-82.
<https://doi.org/10.1093/reep/rey023>
- Gollier, C. (2019). *Le climat après la fin du mois*. Presses Universitaires de France.
- Green, J. F. (2021). Does carbon pricing reduce emissions? A review of ex-post analyses. *Environmental Research Letters*, 16(4). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abdae9>

- Grubb, M., Hartley, M., Hepburn, C., Smale, R., & Ward, J. (2006). The impact of CO2 emissions trading on firm profits and market prices. *Climate Policy*, 6(1), 31-48. <https://doi.org/10.1080/14693062.2006.9685587>
- Haïtes, E. (2018). Carbon taxes and greenhouse gas emissions trading systems: what have we learned? *Climate Policy*, 18(8), 955-966. <https://doi.org/10.1080/14693062.2018.1492897>
- Hassel, L. G., & Semenova, N. (2015). On the Validity of Environmental Performance Metrics. *Journal of Business Ethics*, 132(2), 249-258. <https://doi.org/10.1007/s10551-014-2323-4>
- Heede, R. (2014). Tracing anthropogenic carbon dioxide and methane emissions to fossil fuel and cement producers, 1854–2010. *Climatic Change*, 122(1-2), 229-241. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0986-y>
- Helmberger, P., & Johnson, A. (1967). Price elasticity of demand as an element of market structure. *The American Economic Review*, 57(5), 1218-1221.
- International Energy Agency, Oil products final consumption by sector, World 1990-2018 [Base de données]. Consulté le 15 juin 2021, sur <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-browser?country=WORLD&fuel=Oil&indicator=OilProductsConsBySector>
- International Energy Agency, Renewable share in final energy consumption (SDG 7.2), world 1990-2017 [Base de données]. Consulté le 15 juin 2021, sur <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-browser?country=WORLD&fuel=Renewables%20and%20waste&indicator=SDG72>
- International Monetary Fund, Global price of Brent Crude [Base de données], extrait de FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. Consulté le 16 juin 2021, sur <https://fred.stlouisfed.org/series/POILBREUSDM>
- International Monetary Fund, Global price of Dubai Crude [Base de données], extrait de FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. Consulté le 18 juin 2021, sur <https://fred.stlouisfed.org/series/POILDUBUSDM>

International Monetary Fund, Global price of WTI Crude [Base de données], extrait de FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. Consulté le 16 juin 2021, sur <https://fred.stlouisfed.org/series/POILWTIUSDM>

Johnsson, F., Kjärstad, J., & Rootzén, J. (2019). The threat to climate change mitigation posed by the abundance of fossil fuels. *Climate Policy*, 19(2), 258-274. <https://doi.org/10.1080/14693062.2018.1483885>

Kverndokk, S., & Rosendahl, K. E. (2013). Effects of Transport Regulation on the Oil Market: Does Market Power Matter? *The Scandinavian journal of economics*, 115(3), 662-694. <https://doi.org/10.1111/sjoe.12013>

Labandeira, X., Labeaga, J. M., & López-Otero, X. (2017). A meta-analysis on the price elasticity of energy demand. *Energy Policy*, 102, 549-568. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.01.002>

Mehling, M., & Tvinnereim, E. (2018). Carbon pricing and deep decarbonisation. *Energy Policy*, 121, 185-189. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.06.020>

Mougeolle, P. (2021). La responsabilité climatique de la société mère de Shell selon le Tribunal de la Haye et ses effets d'entraînement attendus en France. Note sous Tribunal de la Haye, Milieudefensie et al. c. Shell, 26 mai 2021. *La Revue des droits de l'homme. Revue du Centre de recherches et d'études sur les droits fondamentaux*.

Njike, C., & Segers, J. (2018). TP 4: Régression linéaire multiple [Diapositives]. <https://moodleucl.uclouvain.be/course/view.php?id=4693>

Norouzi, N. (2021). Post-COVID -19 and globalization of oil and natural gas trade: Challenges, opportunities, lessons, regulations, and strategies. *International Journal of Energy Research*. <https://doi.org/10.1002/er.6762>

Oil Market Report - March 2021. (2021). International Energy Agency. Consulté le 26 mai 2021, sur <https://www.iea.org/reports/oil-market-report-march-2021>

OPEC, World proven crude oil reserves by country [Base de données]. Consulté le 20 juin 2021, sur https://asb.opec.org/data/ASB_Data.php

- Paltsev, S. (2020). Projecting Energy and Climate for the 21st Century. *Economics of Energy & Environmental Policy*, 9(1). <https://doi.org/10.5547/2160-5890.9.1.spal>
- Pindyck, R. S. (2019). The social cost of carbon revisited. *Journal of Environmental Economics and Management*, 94, 140-160. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2019.02.003>
- Rawls, J. (1971). *A Theory of Justice*. Cambridge: Harvard University Press.
- Seltman, H. J. (2013). Experimental Design and Analysis. Consulté le 29 juin 2021, sur <http://www.stat.cmu.edu/~hseltman/309/Book/Book.pdf>
- Small, K. A., & van Dender, K. (2008). *Évolution à long terme de la demande de transport, élasticité-prix de la demande de carburant et conséquences des perspectives de l'industrie pétrolière pour la politique des transports* (OCDE ed.). <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1787/9789282102534-6-fr>
- Stern, N. (2015). Economic development, climate and values: making policy. *Proc Biol Sci*, 282(1812). <https://doi.org/10.1098/rspb.2015.0820>
- Sterner, T. (2007). Fuel taxes: An important instrument for climate policy. *Energy Policy*, 35(6), 3194-3202. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.10.025>
- Transportation Energy Data Book, Car Registrations for Selected Countries, 1960-2018 [Base de données]. Consulté le 18 juin 2021, sur <https://tedb.ornl.gov/data/>
- What is carbon pricing?* (s. d.). Carbon Pricing Leadership Coalition. Consulté le 23 mai 2021, sur <https://www.carbonpricingleadership.org>
- What is Price Elasticity?* (s. d.). Corporate Finance Institute. Consulté le 27 mai 2021, sur <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/economics/price-elasticity/>
- What is Road Transport ? Definition of Road Transport, Road Transport Meaning.* (s. d.). The Economic Times. Consulté le 20 juillet 2021, sur <https://economictimes.indiatimes.com/definition/Road-transport>
- Worldbank, GNI per capita (constant 2010 US\$) [Base de données]. Consulté le 16 juin 2021, sur

<https://data.worldbank.org/indicator/NY.GNP.PCAP.KD?end=2018&start=1990&view=chart>

Worldbank, Population density (people per sq. km of land area) [Base de données]. Consulté le 16 juin 2021, sur

<https://data.worldbank.org/indicator/EN.POP.DNST?end=2018&start=1963>

Worldbank, Population, total [Base de données]. Consulté le 16 juin 2021, sur

<https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL?end=2018&start=1990>

VII. ANNEXES

1. Code construit sur RStudio pour obtenir les résultats de la partie empirique

Importation des paquets nécessaires à l'analyse

```
install.packages("tseries")
library(tseries)
install.packages("mFilter")
library(mFilter)
library("lmtest")
library("car")
library("forecast")
library(tidyverse)
install.packages("tsDyn")
library(tsDyn)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(vip)
library(pdp)
library(moments)
library("RcmdrMisc")
library(corpcor)
```

Importation des données

```
# Variable dépendante: Demande de pétrole dans les transports (en tonne)
D_Petrole = read.csv(file = "Consommation mondiale de pétrole pour les transports.csv",
sep = ";", header = TRUE)
D_Petrole

# Variable indépendante: Revenu par habitant (en dollars)
Revenu = read.csv(file = "Revenu National Brut par habitant.csv", sep = ";", dec = ",",
header = TRUE)
```

Revenu

Variable indépendante: Densité de population (en personnes/Km2)

```
D_Population = read.csv(file = "Densité de population.csv", sep = ";", dec = ",", header = TRUE)
```

D_Population

Variable indépendante: Part des énergies renouvelables (en %)

```
En_Ren = read.csv(file = "part des énergies renouvelables dans la consommation finale d'énergie.csv", sep = ";", dec = ",", header = TRUE)
```

En_Ren

Variable indépendante: Nombre d'immatriculations des voitures

```
Immatriculation = read.csv(file = "Immatriculation des voitures.csv", sep = ";", header = TRUE)
```

Immatriculation

Variable indépendante: Brent - prix global (en dollars/baril)

```
Brent = read.csv(file = "Brent - prix global.csv", sep = ";", dec = ",", header = TRUE)
```

Brent

Variable indépendante: WTI - prix global (en dollars/baril)

```
WTI = read.csv(file = "WTI - prix global.csv", sep = ";", dec = ",", header = TRUE)
```

WTI

Variable indépendante: Dubai Crude - prix global (en dollars/baril)

```
Dubai_Crude = read.csv(file = "Dubai Crude - prix global.csv", sep = ";", dec = ",", header = TRUE)
```

Dubai_Crude

Variable indépendante: Réserve de barils de pétrole brut (en million)

```
R_Petrole = read.csv(file = "Réserve de pétrole brut.csv", sep = ";", header = TRUE)
```

R_Petrole

Transformation des données importées en séries temporelles (ts)

```
D_Petrole_ts = ts(D_Petrole, start = 1990, frequency = 1)
```

```
D_Petrole_ts
```

```
plot(D_Petrole_ts, xlab = "Temps", ylab = "Demande mondiale de pétrole dans les transports (en tonne)")
```

```
Revenu_ts = ts(Revenu, start = 1990, frequency = 1)
```

```
Revenu_ts
```

```
plot(Revenu_ts, xlab = "Temps", ylab = "Revenu moyen par habitant (en dollars)")
```

```
D_Population_ts = ts(D_Population, start = 1990, frequency = 1)
```

```
D_Population_ts
```

```
plot(D_Population_ts, xlab = "Temps", ylab = "Densité de population (en personnes/km^2)")
```

```
En_Ren_ts = ts(En_Ren, start = 1990, frequency = 1)
```

```
En_Ren_ts
```

```
plot(En_Ren_ts, xlab = "Temps", ylab = "Part des énergies renouvelables (en %)")
```

```
Immatriculation_ts = ts(Immatriculation, start = 1990, frequency = 1)
```

```
Immatriculation_ts
```

```
plot(Immatriculation_ts, xlab = "Temps", ylab = "Immatriculation des voitures")
```

```
Brent_ts = ts(Brent, start = 1990, frequency = 1)
```

```
Brent_ts
```

```
plot(Brent_ts)
```

```
WTI_ts = ts(WTI, start = 1990, frequency = 1)
```

```
WTI_ts
```

```
plot(WTI_ts)
```

```
Dubai_Crude_ts = ts(Dubai_Crude, start = 1990, frequency = 1)
```

```
Dubai_Crude_ts
```

```
plot(Dubai_Crude_ts)
```

```

R_Petrole_ts = ts(R_Petrole, start = 1990, frequency = 1)
R_Petrole_ts
plot(R_Petrole_ts, xlab = "Temps", ylab = "Réserve de pétrole brut (en millions de barils)")

# Moyenne des prix du Brent, WTI et Dubai Crude pour avoir un indicateur unique du prix du
# pétrole brut dans le monde

P_Petrole_ts = (Brent_ts + WTI_ts + Dubai_Crude_ts)/3
P_Petrole_ts
plot(P_Petrole_ts, xlab = "Temps", ylab = "Prix global du pétrole brut (en dollars/baril)")

#### Statistiques descriptives ####

# Minimums, maximums, moyennes & médianes des variables

summary(D_Petrole_ts)
summary(Revenu_ts)
summary(D_Population_ts)
summary(En_Ren_ts)
summary(Immatriculation_ts)
summary(P_Petrole_ts)
summary(R_Petrole_ts)

# Variances des variables

var(D_Petrole_ts)
var(Revenu_ts)
var(D_Population_ts)
var(En_Ren_ts)
var(Immatriculation_ts)
var(P_Petrole_ts)
var(R_Petrole_ts)

```

Skewness (degré d'asymétrie qui s'écarte de la distribution normale)

skewness(D_Petrole_ts)

skewness(Revenu_ts)

skewness(D_Population_ts)

skewness(En_Ren_ts)

skewness(Immatriculation_ts)

skewness(P_Petrole_ts)

skewness(R_Petrole_ts)

Kurtosis (degré de présence de valeurs aberrantes dans la distribution)

kurtosis(D_Petrole_ts)

kurtosis(Revenu_ts)

kurtosis(D_Population_ts)

kurtosis(En_Ren_ts)

kurtosis(Immatriculation_ts)

kurtosis(P_Petrole_ts)

kurtosis(R_Petrole_ts)

Test de Jarque Bera (vérification de la normalité des bases de données)

jarque.bera.test(D_Petrole_ts)

jarque.bera.test(Revenu_ts)

jarque.bera.test(D_Population_ts)

jarque.bera.test(En_Ren_ts)

jarque.bera.test(Immatriculation_ts)

jarque.bera.test(P_Petrole_ts)

jarque.bera.test(R_Petrole_ts)

Pour toutes les données: "X-squared" inférieur à 6 --> les données sont normales

Aucun intérêt ici à remplacer les valeurs extrêmes par des valeurs moyennes

Analyse de la tendance historique des variables (fonction: Hodrick-Prescott filter)

```
Trend_D_Petrole =
hpfilter(D_Petrole_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_D_Petrole
plot(Trend_D_Petrole)
```

```
Trend_Revenu =
hpfilter(Revenu_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_Revenu
plot(Trend_Revenu)
```

```
Trend_D_Population =
hpfilter(D_Population_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_D_Population
plot(Trend_D_Population)
```

```
Trend_En_Ren =
hpfilter(En_Ren_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_En_Ren
plot(Trend_En_Ren)
```

```
Trend_Immatriculation =
hpfilter(Immatriculation_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_Immatriculation
plot(Trend_Immatriculation)
```

```
Trend_P_Petrole =
hpfilter(P_Petrole_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_P_Petrole
plot(Trend_P_Petrole)
```

```
Trend_R_Petrole =
hpfilter(R_Petrole_ts,freq=NULL,type=c("lambda","frequency"),drift=FALSE)
Trend_R_Petrole
```

```
plot(Trend_R_Petrole)
```

Analyse de la corrélation linéaire entre la variable dépendante et les variables indépendantes (fonction: Pearson)

```
cor.test(D_Petrole_ts, Revenu_ts, method = "pearson")
cor.test(D_Petrole_ts, D_Population_ts, method = "pearson")
cor.test(D_Petrole_ts, En_Ren_ts, method = "pearson")
cor.test(D_Petrole_ts, Immatriculation_ts, method = "pearson")
cor.test(D_Petrole_ts, P_Petrole_ts, method = "pearson")
cor.test(D_Petrole_ts, R_Petrole_ts, method = "pearson")
```

Test de stationarité des données

Les séries temporelles avec des tendances ne sont généralement pas stationnaires --> Importance du test pour nos modèles

Regroupement des variables dans une seule base de données

```
Database = cbind(D_Petrole_ts, Revenu_ts, D_Population_ts, En_Ren_ts,
Immatriculation_ts, P_Petrole_ts, R_Petrole_ts)
```

Test: KPSS

```
kpss_Database = ur.kpss(Database)
kpss_Database
kpss_Database@cval
plot(kpss_Database)
```

Nous obtenons une valeur de test supérieure à la valeur critique

On rejette l'hypothèse nulle de stationnarité --> données non-stationnaires

Conséquence: Intégration de la différence successive des données ($yt' = yt - yt-1$)

Test: KPSS (avec la différence successive)

```

kpss_diff_Database = ur.kpss(diff(Database))
kpss_diff_Database
kpss_diff_Database@cval
plot(kpss_diff_Database)

# En prenant la différence successive des données, la valeur du test est toujours supérieure à
la valeur critique
# On rejette encore l'hypothèse nulle --> données non-stationnaires

# Conséquence: Intégration de la différence successive d'ordre 2 des données ( $yt'' = yt' - yt-1'$ )

# Test: KPSS (avec la différence successive d'ordre 2)

kpss_diff2_Database = ur.kpss(diff(Database, differences = 2))
kpss_diff2_Database
kpss_diff2_Database@cval
plot(kpss_diff2_Database)

# En prenant la différence successive d'ordre 2, la valeur du test est inférieure à la valeur
critique
# On ne rejette plus l'hypothèse nulle --> données stationnaires

# Analyses graphiques des différences successives d'ordre 2 des variables

plot(diff(D_Petrole_ts, differences = 2))
plot(diff(Revenu_ts, differences = 2))
plot(diff(D_Population_ts, differences = 2))
plot(diff(En_Ren_ts, differences = 2))
plot(diff(Immatriculation_ts, differences = 2))
plot(diff(P_Petrole_ts, differences = 2))
plot(diff(R_Petrole_ts, differences = 2))

# Conclusion: Pertinence de l'analyse des données en fonction de la différence successive
d'ordre 2

```

Création des variables en prenant en compte les différences successives d'ordre 2

Diff2_D_Petrole = diff(D_Petrole_ts, difference = 2)

Diff2_Revenu = diff(Revenu_ts, difference = 2)

Diff2_D_Population = diff(D_Population_ts, difference = 2)

Diff2_En_Ren = diff(En_Ren_ts, difference = 2)

Diff2_Immatriculation = diff(Immatriculation_ts, difference = 2)

Diff2_P_Petrole = diff(P_Petrole_ts, difference = 2)

Diff2_R_Petrole = diff(R_Petrole_ts, difference = 2)

SCENARIO A: REVENU SANS CONTRAINTE D'UN PRIX UNIVERSEL DU CARBONE PAR HABITANT

Etape 1A: Sélection du modèle optimal

Modèle complet avec toutes les variables indépendantes

Différences retardées d'ordre 2 introduites dans le modèle afin d'avoir des données stationnaires

*lm_1 = lm(Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_D_Population + Diff2_En_Ren +
Diff2_Immatriculation + Diff2_P_Petrole + Diff2_R_Petrole)*

summary(lm_1)

Fortement significatif pour le revenu, bonne significativité pour le prix du pétrole et faible significativité pour les immatriculations

Les autres variables ne sont pas significatives

Sélection du meilleur modèle à partir de la méthode "stepwise"

stepwise(lm_1, direction = "forward/backward", criterion = "AIC")

Le meilleur modèle est celui dont le critère d'information (AIC) est le plus petit

--> Modèle sélectionné avec le revenu, les immatriculations et le prix du pétrole comme variables explicatives

Modèle réduit sélectionné

lm_D_Petrole_1 = lm(Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_Immatriculation + Diff2_P_Petrole)

summary(lm_D_Petrole_1)

Modèle bien expliqué (76,35%) avec une forte significativité du revenu et une faible significativité des immatriculations et du prix du pétrole

Etape 2A: Tests de mauvaise spécification des variables du modèle

Test 1: Multicolinéarité (variables indépendantes fortement corrélées)

Dans le cas de la régression linéaire multiple, l'intérêt du test est d'identifier l'intercorrélacion des variables entre elles

Test vif --> Variables fortement corrélées si supérieures à 5 ou 10

vif(lm_D_Petrole_1)

Les variables du revenu, des immatriculations et du prix du pétrole ne sont pas fortement corrélées

Test 2: Normalité des résidus du modèle de régression

jarque.bera.test(lm_D_Petrole_1\$residuals)

"X-squared" < 6 --> les résidus sont normaux

Test 3: Corrélation en série (autocorrélation des erreurs)

Test de Breusch Godfrey (ordre > 1)

bgtest(lm_D_Petrole_1, order = 3)

p-valeur > 0,05 --> On ne rejette pas l'hypothèse nulle d'autocorrélation des erreurs dans le modèle

Test 4: Hétéroscédasticité (variance qui varie)

Test de Breusch Pagan

bptest(lm_D_Petrole_1)

p-valeur > 0,05 --> on ne rejette pas l'hypothèse nulle d'une variance constante

--> Homoscédasticité du modèle

SCENARIO B: REVENU AVEC CONTRAINTE D'UN PRIX UNIVERSEL DU CARBONE PAR HABITANT

Inclusion d'un prix par tonne d'émissions de carbone par habitant et d'une nouvelle variable de revenu

Importation des données historiques pour calculer le prix universel du carbone

Données historiques sur les émissions mondiales de carbone (en tonne)

E_Carbone = read.csv(file = "Emissions mondiales de CO2.csv", sep = ";", header = TRUE)

E_Carbone

Données historiques de la population totale dans le monde

Population = read.csv(file = "Population totale.csv", sep = ";", header = TRUE)

Population

Transformation des données importées en séries temporelles (ts)

E_Carbone_ts = ts(E_Carbone, start = 1990, frequency = 1)

E_Carbone_ts

plot(E_Carbone_ts)

Population_ts = ts(Population, start = 1990, frequency = 1)

Population_ts

plot(Population_ts)

Création de la variable du prix universel du carbone par habitant (en dollars)

*# Remarque: Nous supposons un prix de 50 dollars par tonne d'émissions de carbone
(Comme le recommande Christian Gollier)*

*P_Carbone_ts = (50*E_Carbone_ts)/Population_ts*

P_Carbone_ts

plot(P_Carbone_ts, xlab = "Temps", ylab = "Prix universel du carbone par habitant (en dollars)")

Poids de ce prix universel du carbone sur le revenu par habitant

Poids = P_Carbone_ts/Revenu_ts

Poids

*plot(Poids*100, xlab = "Temps", ylab = "Pois du prix universel du carbone sur le revenu par habitant (en %)")*

Première observation: Le poids d'un prix universel du carbone aurait tendance à diminuer

--> Le prix de 50 dollars par tonne d'émissions de CO2 ne semble pas assez fort par rapport à la croissance du revenu

Création de la nouvelle variable de revenu par habitant (ancienne variable diminuée par le prix du carbone)

New_Revenu_ts = Revenu_ts - P_Carbone_ts

New_Revenu_ts

plot(New_Revenu_ts)

Création de la nouvelle variable avec la différence successive d'ordre 2

```
Diff2_New_Revenu = diff(New_Revenu_ts, differences = 2)
plot(Diff2_New_Revenu)
```

Etape 1B: Sélection du modèle optimal

Modèle complet avec toutes les variables indépendantes

Différences retardées d'ordre 2 introduites dans le modèle afin d'avoir des données stationnaires

```
lm_2 = lm(Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_D_Population + Diff2_En_Ren +
Diff2_Immatriculation + Diff2_P_Petrole + Diff2_R_Petrole)
summary(lm_2)
```

Fortement significatif pour le revenu et faiblement significatif pour les immatriculations et le prix du pétrole

Les autres variables ne sont pas significatives

Sélection du meilleur modèle à partir de la méthode "stepwise"

```
stepwise(lm_2, direction = "forward/backward", criterion = "AIC")
```

Le meilleur modèle est celui dont le critère d'information (AIC) est le plus petit

--> Modèle sélectionné avec le revenu, les immatriculations et le prix du pétrole comme variables explicatives

Modèle réduit sélectionné

```
lm_D_Petrole_2 = lm(Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_Immatriculation +
Diff2_P_Petrole)
summary(lm_D_Petrole_2)
```

Modèle bien expliqué (76,16%) avec une forte significativité du revenu et une faible significativité des immatriculations et du prix du pétrole

Etape 2B: Tests de mauvaise spécification des variables du modèle

Test 1: Multicolinéarité (variables indépendantes fortement corrélées)

Dans le cas de la régression linéaire multiple, l'intérêt du test est d'identifier l'intercorrélation des variables entre elles

Test vif --> Variables fortement corrélées si supérieures à 5 ou 10

vif(lm_D_Petrole_2)

Les variables du revenu, des immatriculations et du prix du pétrole ne sont pas fortement corrélées

Test 2: Normalité des résidus du modèle de régression

jarque.bera.test(lm_D_Petrole_2\$residuals)

"X-squared" < 6 --> les résidus sont normaux

Test 3: Corrélation en série (autocorrélation des erreurs)

Test de Breusch Godfrey (ordre > 1)

bgtest(lm_D_Petrole_2, order = 3)

p-valeur > 0,05 --> Il n'y a pas autocorrélation des erreurs dans le modèle

Test 4: Hétéroscédasticité (variance qui varie)

Test de Breusch Pagan

bptest(lm_D_Petrole_2)

p-valeur > 0,05 --> on ne rejette pas l'hypothèse nulle d'une variance constante

--> Homoscédasticité du modèle

2. Annexe regroupant les valeurs entre les années 1990 et 2018 de toutes les bases de données utilisées pour la partie empirique

	Demande de pétrole pour les transports [tonne]	Part des énergies renouvelables [%]	Revenu par habitant [dollars]	Densité de population [personnes/km2]	Nombre d'immatriculations de voitures	Prix global du pétrole brut [dollars/baril]	Réserve de barils de pétrole brut [million]	Emissions mondiales de CO2 [tonne]	Population totale
1990	1,48E+09	16,5	7287,0	41,5	4,45E+08	23,0	9,93E+05	2,05E+10	5,28E+09
1991	1,50E+09	16,7	7267,6	42,1	4,56E+08	19,4	9,97E+05	2,06E+10	5,37E+09
1992	1,53E+09	17	7256,7	42,8	4,70E+08	19,0	1,00E+06	2,06E+10	5,45E+09
1993	1,55E+09	17	7229,0	43,5	4,69E+08	16,8	1,00E+06	2,07E+10	5,54E+09
1994	1,58E+09	17,1	7297,1	44,2	4,80E+08	15,9	1,01E+06	2,08E+10	5,62E+09
1995	1,63E+09	17,2	7390,7	44,8	4,77E+08	17,2	1,02E+06	2,14E+10	5,71E+09
1996	1,69E+09	17,1	7530,4	45,5	4,86E+08	20,4	1,03E+06	2,18E+10	5,79E+09
1997	1,72E+09	17,1	7679,8	46,1	4,82E+08	19,3	1,04E+06	2,22E+10	5,87E+09
1998	1,76E+09	17,3	7768,5	46,8	4,79E+08	13,1	1,05E+06	2,24E+10	5,95E+09
1999	1,82E+09	17,5	7923,8	47,4	4,96E+08	18,0	1,06E+06	2,25E+10	6,03E+09
2000	1,88E+09	17,2	8172,2	48,0	5,49E+08	28,2	1,09E+06	2,32E+10	6,11E+09
2001	1,89E+09	16,9	8224,4	48,7	5,62E+08	24,3	1,13E+06	2,36E+10	6,19E+09
2002	1,93E+09	16,9	8290,5	49,3	5,76E+08	24,9	1,16E+06	2,39E+10	6,27E+09
2003	1,97E+09	16,7	8436,7	49,9	5,89E+08	28,9	1,18E+06	2,50E+10	6,35E+09
2004	2,06E+09	16,4	8702,2	50,5	6,03E+08	37,7	1,19E+06	2,61E+10	6,43E+09
2005	2,10E+09	16,2	8926,2	51,1	6,18E+08	53,4	1,20E+06	2,71E+10	6,51E+09
2006	2,15E+09	16,1	9207,9	51,7	6,30E+08	64,3	1,21E+06	2,79E+10	6,59E+09
2007	2,21E+09	16	9493,1	52,4	6,46E+08	71,2	1,21E+06	2,90E+10	6,67E+09
2008	2,21E+09	16,1	9533,1	53,0	6,68E+08	97,0	1,29E+06	2,92E+10	6,76E+09
2009	2,17E+09	16,6	9254,0	53,7	6,85E+08	61,8	1,33E+06	2,88E+10	6,84E+09
2010	2,26E+09	16,4	9535,7	54,3	7,24E+08	79,0	1,46E+06	3,06E+10	6,92E+09
2011	2,29E+09	16,5	9727,7	53,9	7,53E+08	104,1	1,47E+06	3,15E+10	7,00E+09
2012	2,31E+09	16,7	9852,9	54,6	7,74E+08	105,0	1,48E+06	3,18E+10	7,09E+09
2013	2,37E+09	16,9	9994,1	55,2	8,49E+08	104,1	1,49E+06	3,24E+10	7,17E+09
2014	2,41E+09	17	10176,4	55,9	8,86E+08	96,2	1,49E+06	3,24E+10	7,25E+09
2015	2,49E+09	17	10342,1	56,5	9,31E+08	50,8	1,49E+06	3,24E+10	7,34E+09
2016	2,54E+09	17,2	10480,0	57,1	9,74E+08	42,8	1,49E+06	3,24E+10	7,42E+09
2017	2,60E+09	17,3	10720,2	57,8	1,02E+09	52,8	1,49E+06	3,28E+10	7,51E+09
2018	2,65E+09	17,3	10904,9	58,4	1,04E+09	68,3	1,50E+06	3,35E+10	7,59E+09

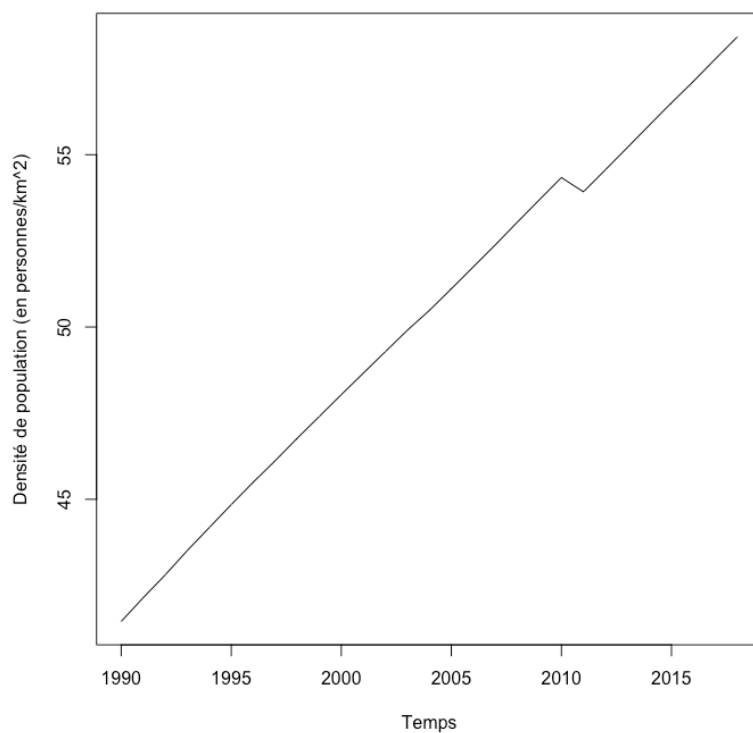
Sources : International Energy Agency, Federal Reserve Economic Data, Worldbank, Transportation Energy Data book & Organization of the Petroleum Exporting Countries

3. Noms choisis pour les variables dans la partie empirique du code sur RStudio

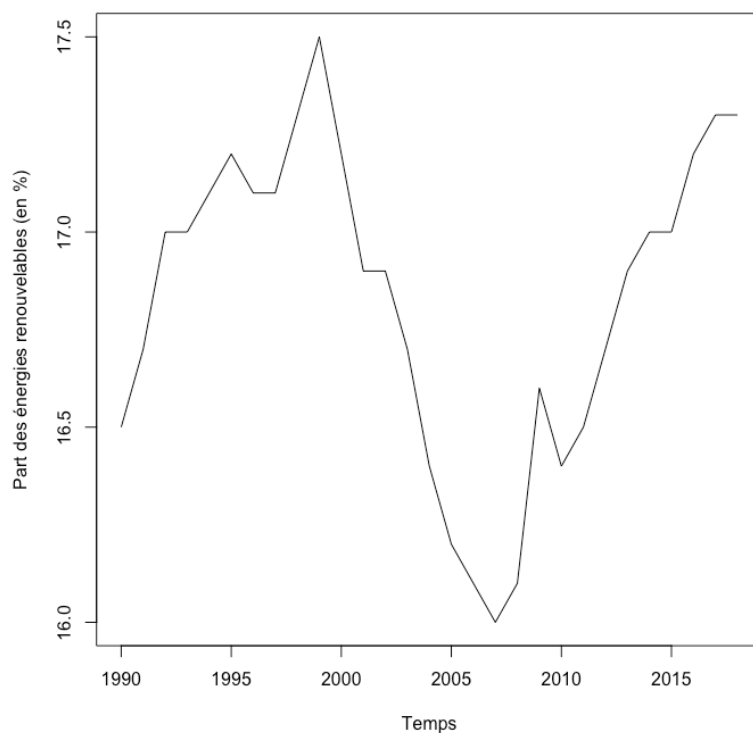
	Nom de la variable représentant les séries temporelles initiales	Nom de la variable représentant les différences successives de second ordre
Demande de pétrole pour les transports	<i>D_Petrole_ts</i>	<i>Diff2_D_Petrole</i>
Part des énergies renouvelables	<i>En_Ren_ts</i>	<i>Diff2_En_Ren</i>
Revenu par habitant	<i>Revenu_ts</i>	<i>Diff2_Revenu</i>
Densité de population	<i>D_Population_ts</i>	<i>Diff2_D_Population</i>
Nombre d'immatriculations de voitures	<i>Immatriculation_ts</i>	<i>Diff2_Immatriculation</i>
Prix global du pétrole brut	<i>P_Petrole_ts</i>	<i>Diff2_P_Petrole</i>
Réserve de barils de pétrole brut	<i>R_Petrole_ts</i>	<i>Diff2_R_Petrole</i>

4. Figures montrant l'évolution des séries temporelles utilisées dans nos modèles

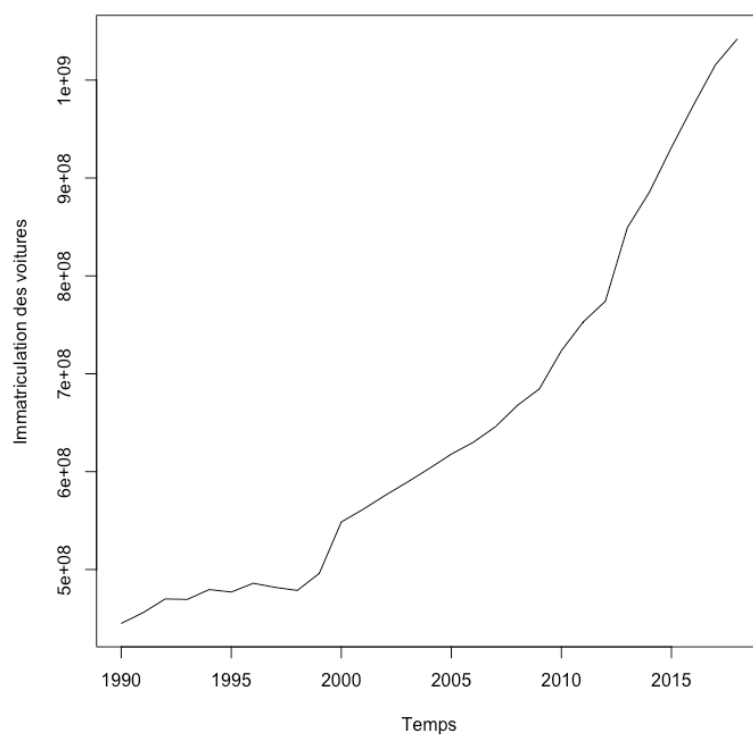
4.1. Évolution de la densité de population entre 1990 et 2018



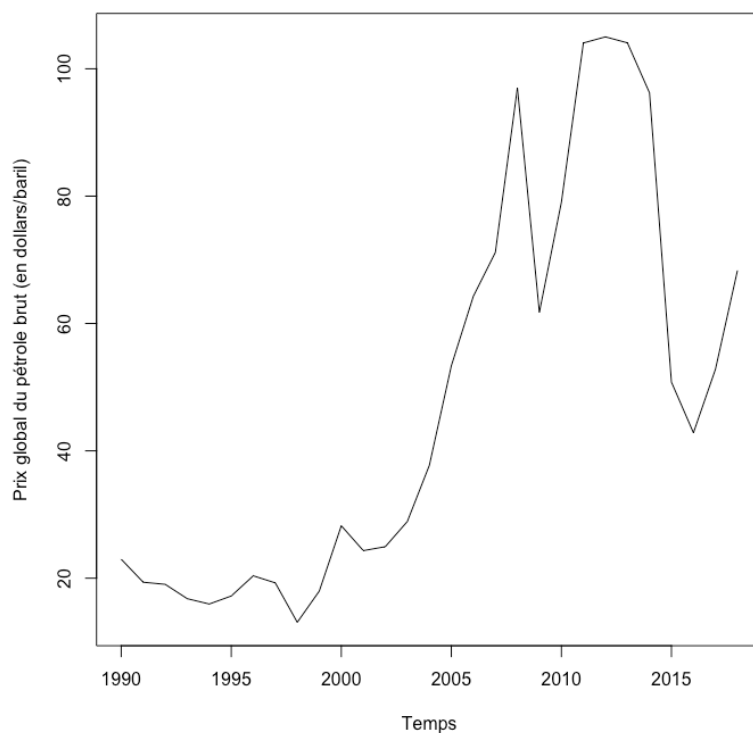
4.2. Évolution de la part des énergies renouvelables entre 1990 et 2018



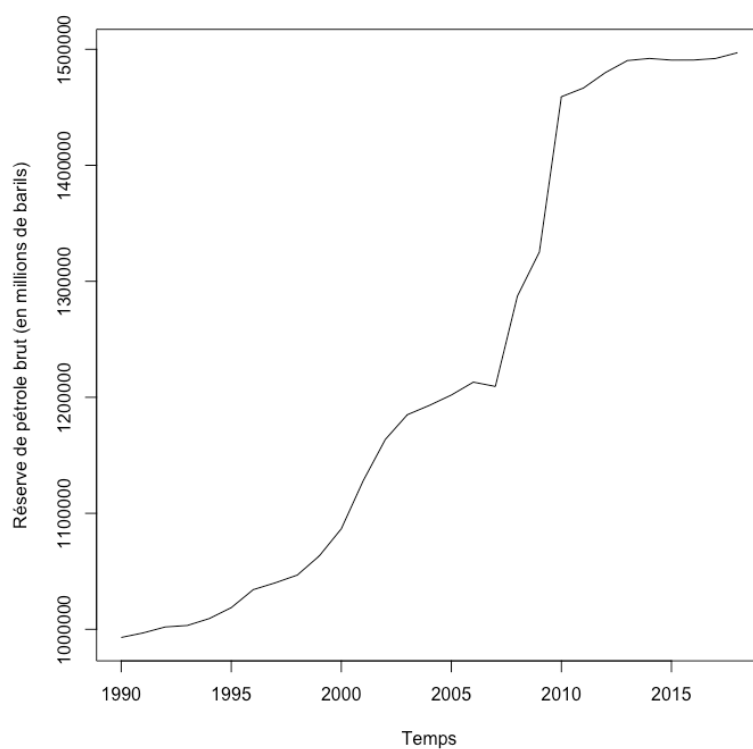
4.3. Évolution du nombre de voitures immatriculées entre 1990 et 2018



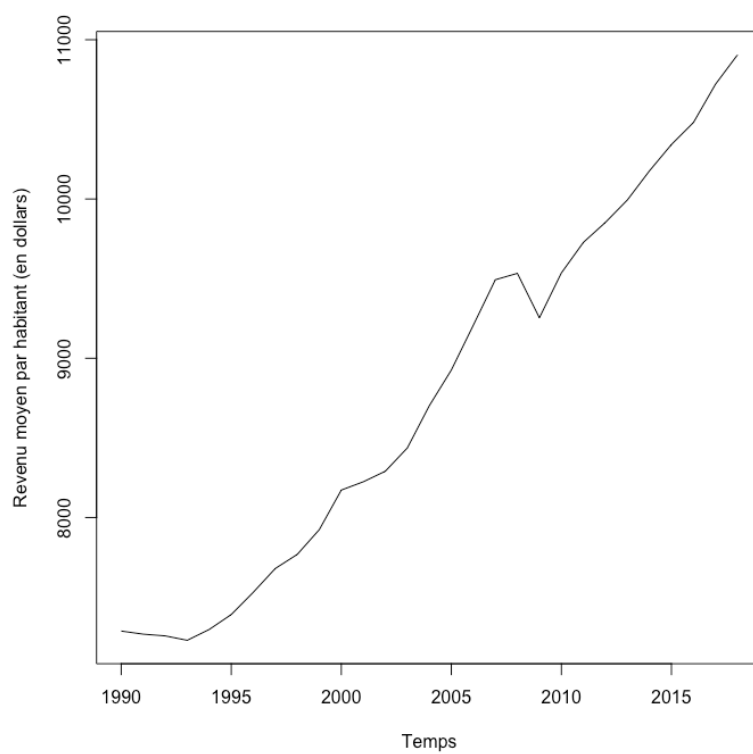
4.4. Évolution du prix global du pétrole brut entre 1990 et 2018



4.5. Évolution de la réserve de pétrole brut entre 1990 et 2018



4.6. Évolution du revenu moyen par habitant entre 1990 et 2018



5. Sortie du code RStudio des valeurs du test de Jarque-Bera pour les variables de la partie empirique

```
> jarque.bera.test(D_Petrole_ts)

Jarque Bera Test

data: D_Petrole_ts
X-squared = 1.657, df = 2, p-value = 0.4367

> jarque.bera.test(Revenu_ts)

Jarque Bera Test

data: Revenu_ts
X-squared = 2.2201, df = 2, p-value = 0.3295

> jarque.bera.test(D_Population_ts)

Jarque Bera Test

data: D_Population_ts
X-squared = 1.7211, df = 2, p-value = 0.4229

> jarque.bera.test(En_Ren_ts)

Jarque Bera Test

data: En_Ren_ts
X-squared = 1.8843, df = 2, p-value = 0.3898

> jarque.bera.test(Immatriculation_ts)

Jarque Bera Test

data: Immatriculation_ts
X-squared = 3.4497, df = 2, p-value = 0.1782

> jarque.bera.test(P_Petrole_ts)

Jarque Bera Test

data: P_Petrole_ts
X-squared = 3.212, df = 2, p-value = 0.2007

> jarque.bera.test(R_Petrole_ts)

Jarque Bera Test

data: R_Petrole_ts
X-squared = 3.1648, df = 2, p-value = 0.2055
```

6. Sortie du code RStudio de la méthode *stepwise* appliquée au modèle complet du scénario A

```

Direction: forward/backward
Criterion: AIC

Start: AIC=945.54
Diff2_D_Petrole ~ 1

      Df Sum of Sq    RSS    AIC
+ Diff2_Revenu      1 2.7109e+16 1.3462e+16 917.76
+ Diff2_En_Ren      1 1.2135e+16 2.8436e+16 937.95
+ Diff2_Immatriculation 1 1.1263e+16 2.9308e+16 938.76
+ Diff2_R_Petrole    1 5.2250e+15 3.5346e+16 943.82
+ Diff2_P_Petrole    1 4.0423e+15 3.6528e+16 944.71
<none>                    4.0571e+16 945.54
+ Diff2_D_Population  1 6.1579e+14 3.9955e+16 947.13

Step: AIC=917.76
Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu

      Df Sum of Sq    RSS    AIC
+ Diff2_Immatriculation 1 2.5302e+15 1.0931e+16 914.13
+ Diff2_P_Petrole      1 2.3955e+15 1.1066e+16 914.46
<none>                    1.3462e+16 917.76
+ Diff2_D_Population    1 5.3588e+14 1.2926e+16 918.66
+ Diff2_En_Ren          1 2.2769e+14 1.3234e+16 919.29
+ Diff2_R_Petrole       1 1.7212e+14 1.3290e+16 919.41
- Diff2_Revenu          1 2.7109e+16 4.0571e+16 945.54

Step: AIC=914.13
Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_Immatriculation

      Df Sum of Sq    RSS    AIC
+ Diff2_P_Petrole      1 2.4449e+15 8.4865e+15 909.30
<none>                    1.0931e+16 914.13
+ Diff2_D_Population    1 5.3994e+14 1.0392e+16 914.77
+ Diff2_En_Ren          1 2.1796e+14 1.0713e+16 915.59
+ Diff2_R_Petrole       1 6.7133e+13 1.0864e+16 915.97
- Diff2_Immatriculation  1 2.5302e+15 1.3462e+16 917.76
- Diff2_Revenu          1 1.8376e+16 2.9308e+16 938.76

Step: AIC=909.3
Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_Immatriculation + Diff2_P_Petrole

      Df Sum of Sq    RSS    AIC
<none>                    8.4865e+15 909.30
+ Diff2_R_Petrole      1 4.4295e+14 8.0436e+15 909.85
+ Diff2_En_Ren         1 4.1668e+14 8.0698e+15 909.94
+ Diff2_D_Population    1 1.0025e+14 8.3863e+15 910.98
- Diff2_P_Petrole      1 2.4449e+15 1.0931e+16 914.13
- Diff2_Immatriculation  1 2.5796e+15 1.1066e+16 914.46
- Diff2_Revenu         1 1.9201e+16 2.7687e+16 939.23

Call:
lm(formula = Diff2_D_Petrole ~ Diff2_Revenu + Diff2_Immatriculation +
    Diff2_P_Petrole)

```

7. Sortie du code RStudio de la méthode *stepwise* appliquée au modèle complet du scénario B

```

Direction: forward/backward
Criterion: AIC

Start: AIC=945.54
Diff2_D_Petrole ~ 1

      Df Sum of Sq  RSS   AIC
+ Diff2_New_Revenu    1 2.7005e+16 1.3566e+16 917.96
+ Diff2_En_Ren        1 1.2135e+16 2.8436e+16 937.95
+ Diff2_Immatriculation 1 1.1263e+16 2.9308e+16 938.76
+ Diff2_R_Petrole      1 5.2250e+15 3.5346e+16 943.82
+ Diff2_P_Petrole      1 4.0423e+15 3.6528e+16 944.71
<none>                    4.0571e+16 945.54
+ Diff2_D_Population   1 6.1579e+14 3.9955e+16 947.13

Step: AIC=917.96
Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu

      Df Sum of Sq  RSS   AIC
+ Diff2_Immatriculation 1 2.5771e+15 1.0989e+16 914.28
+ Diff2_P_Petrole       1 2.3735e+15 1.1193e+16 914.77
<none>                    1.3566e+16 917.96
+ Diff2_D_Population    1 5.5399e+14 1.3012e+16 918.84
+ Diff2_R_Petrole       1 1.9719e+14 1.3369e+16 919.57
+ Diff2_En_Ren          1 1.8039e+14 1.3386e+16 919.60
- Diff2_New_Revenu      1 2.7005e+16 4.0571e+16 945.54

Step: AIC=914.28
Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_Immatriculation

      Df Sum of Sq  RSS   AIC
+ Diff2_P_Petrole       1 2.4322e+15 8.5567e+15 909.52
<none>                    1.0989e+16 914.28
+ Diff2_D_Population    1 5.5594e+14 1.0433e+16 914.87
+ Diff2_En_Ren          1 1.7887e+14 1.0810e+16 915.83
+ Diff2_R_Petrole       1 8.0040e+13 1.0909e+16 916.08
- Diff2_Immatriculation 1 2.5771e+15 1.3566e+16 917.96
- Diff2_New_Revenu      1 1.8319e+16 2.9308e+16 938.76

Step: AIC=909.52
Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_Immatriculation +
  Diff2_P_Petrole

      Df Sum of Sq  RSS   AIC
<none>                    8.5567e+15 909.52
+ Diff2_R_Petrole        1 4.8311e+14 8.0735e+15 909.95
+ Diff2_En_Ren           1 3.4843e+14 8.2082e+15 910.40
+ Diff2_D_Population     1 1.1009e+14 8.4466e+15 911.17
- Diff2_P_Petrole        1 2.4322e+15 1.0989e+16 914.28
- Diff2_Immatriculation 1 2.6359e+15 1.1193e+16 914.77
- Diff2_New_Revenu       1 1.9131e+16 2.7687e+16 939.23

Call:
lm(formula = Diff2_D_Petrole ~ Diff2_New_Revenu + Diff2_Immatriculation +
  Diff2_P_Petrole)

```

8. Sortie du code RStudio du test *vif* pour détecter la corrélation des variables indépendantes entre elles pour les scénarios A et B

```

> vif(lm_D_Petrole_1)
      Diff2_Revenu Diff2_Immatriculation Diff2_P_Petrole
      1.765256      1.148522      1.622970
> vif(lm_D_Petrole_2)
      Diff2_New_Revenu Diff2_Immatriculation Diff2_P_Petrole
      1.762461      1.146487      1.623341

```

9. Sortie du code RStudio du test *jarque.bera.test* pour détecter la non-normalité des résidus des modèles de régression pour les scénarios A et B

```
> jarque.bera.test(lm_D_Petrole_1$residuals)

Jarque Bera Test

data:  lm_D_Petrole_1$residuals
X-squared = 0.64752, df = 2, p-value = 0.7234

> jarque.bera.test(lm_D_Petrole_2$residuals)

Jarque Bera Test

data:  lm_D_Petrole_2$residuals
X-squared = 0.71315, df = 2, p-value = 0.7001
```

10. Sortie du code RStudio du test *bgtest* pour détecter l'autocorrélation des résidus des modèles de régression pour les scénarios A et B

```
> bgtest(lm_D_Petrole_1, order = 3)

Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up to 3

data:  lm_D_Petrole_1
LM test = 7.8323, df = 3, p-value = 0.04961

> bgtest(lm_D_Petrole_2, order = 3)

Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up to 3

data:  lm_D_Petrole_2
LM test = 7.4424, df = 3, p-value = 0.05906
```

11. Sortie du code RStudio du test *bptest* pour détecter la variation des variances des modèles de régression pour les scénarios A et B

```
> bptest(lm_D_Petrole_1)

studentized Breusch-Pagan test

data:  lm_D_Petrole_1
BP = 0.20332, df = 3, p-value = 0.9771

> bptest(lm_D_Petrole_2)

studentized Breusch-Pagan test

data:  lm_D_Petrole_2
BP = 0.21714, df = 3, p-value = 0.9748
```

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN
Louvain School of Management

Place des Doyens, 1 bte L2.01.01, 1348 Louvain-la-Neuve
Boulevard Emile Devreux 6, 6000 Charleroi, Belgique
Chaussée de Binche 151, 7000 Mons, Belgique

www.uclouvain.be/lsm