



HAL
open science

Les modèles à changement de régime: Application sur le marché du pétrole

Boumediene Souiki

► **To cite this version:**

Boumediene Souiki. Les modèles à changement de régime: Application sur le marché du pétrole. Economies et finances. Université Montpellier; Université Abou Bekr Belkaid (Tlemcen, Algérie), 2020. Français. NNT: 2020MONTD042 . tel-03469614

HAL Id: tel-03469614

<https://theses.hal.science/tel-03469614>

Submitted on 7 Dec 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

En Sciences Économiques (CNU N°5)

École Doctorale Économie et Gestion de Montpellier (EDEG – ED 231)

Unité de recherche Montpellier Recherche en Économie (MRE – EA 7491)

En partenariat international avec Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen ALGERIE

Les modèles à changement de régime: Application sur le marché du pétrole.

Présentée par **Boumediene SOUKI**

Le 15 Décembre 2020

Sous la direction de **Françoise SEYTE**

et **Mostefa BELMOKADDEM**

Devant le jury composé de

M. Stéphane MUSSARD, Professeur des Universités, Université de Nîmes

Président du jury

M. Walter BRIEC, Professeur des Universités, Université de Perpignan.

Rapporteur

M. Fayçal MOKHTARI, Professeur des Universités, Université de Mascara.

Rapporteur

M. Abdelkrim YAHIA BERROUIGUET, Professeur des Universités, Université de Tlemcen.

Invité

Mme. Françoise SEYTE, Maitre de conférences HDR, Université de Montpellier.

Directrice de thèse

M. Mostefa BELMOKADDEM, Professeur des Universités, Université de Tlemcen.

Co-Directeur de thèse



UNIVERSITÉ
DE MONTPELLIER

L'université n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans la thèse ; ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.

Remerciements.

Cette thèse n'aurait pu aboutir ni même voir le jour sans l'appui de nombreuses personnes que je tiens tout particulièrement à remercier.

Je voudrais tout d'abord remercier grandement mes Directeurs de thèse, Françoise SEYTE et Mostefa BELMOKADDEM d'avoir accepté de m'encadrer ; je suis ravi d'avoir travaillé en leur compagnie car outre leur appui scientifique, ils étaient toujours là pour me soutenir et me conseiller au cours de l'élaboration de cette thèse.

Je tiens à remercier chaleureusement Madame Françoise SEYTE qui m'a encadré tout au long de cette thèse et qui m'a fait partager ses brillantes intuitions. Qu'elle soit aussi remerciée pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente, sa rigueur scientifique, sa bienveillance, sa bonne humeur et son soutien dans les périodes difficiles qui ont été un fort allié pour mener à bien ce travail. Je tiens à lui témoigner ici toute ma gratitude.

Je remercie également Monsieur Mostefa BELMOKADDEM, qui m'a d'abord fait découvrir la microéconomie. Mais aussi, qui a bien voulu accepter de m'accompagner dans cette entreprise de recherche si exaltante. J'ai eu le soutien constant dont il m'a fait preuve et qui m'ont donné la possibilité et la volonté d'avancer. Qu'il trouve ici l'expression de ma gratitude. J'ai beaucoup apprécié le fait de travailler avec lui.

Je suis très fier d'avoir réalisé cette thèse sous votre direction faisant ainsi mes premiers pas de chercheur en votre compagnie.

J'exprime ma gratitude aux membres du jury pour le temps consacré à lire cette thèse.

Mes sincères remerciements vont à Monsieur Walter BRIEC et Monsieur Fayçal MOKHTARI qui m'ont fait l'honneur d'être rapporteurs de ma thèse.

J'exprime ma gratitude à Monsieur Stéphane MUSSARD et Monsieur Abdelkrim YAHYA BEROUIGUET pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse.

Je souhaite également remercier tous les enseignants qui m'ont accompagné au long de toute ma carrière universitaire quel que soit à l'Université de Montpellier ou bien à l'Université de Tlemcen.

Je remercie également Messieurs François BENHMAD, Chaib BAGHDAD et Jules SADEFO KAMDEM de m'avoir ouvert les portes de leurs bureaux et pour tous ce qu'ils m'ont appris au cours de mon cursus. Je tiens aussi à rendre hommage au défunt Professeur Michel TERRAZA, un enseignant exceptionnel dont un grand honneur pour moi d'avoir été son étudiant.

Mes ultimes remerciements s'adressent aux laboratoires MRE et POLDEVA. Merci à Sabine et l'école doctorale EDEG pour le suivi administratif tout au long de ce parcours. Merci à la direction des relations internationales de l'Université de Montpellier qui m'ont permis de financer une période de ma thèse, Je tiens à remercier profondément, Céline

SACCHI-PIETRI, Carole VESTRIS, Nadia LAGARDE, Emmanuelle PINNELI, Emmanuelle HASLER, Annick MARTIN.

Mes remerciements vont à la faculté d'Economie au sein de laquelle j'ai fait mes débuts en tant qu'enseignant. Merci à son Doyen François Mirabel et aussi à notre ancien et défunt Doyen Christian Lagarde. Merci au personnel administratif toujours souriant et chaleureux : Nathalie, Lionel, Mustapha, Julien, Emilie, Morgane, Marie-Laure, Sarah, Alexandra, Laetitia, Carole, Ilyes et Guillem.

Cette thèse a été réalisée dans un bureau où régnait une atmosphère conviviale. Merci à mes frères et pas seulement amis : Ayad ASSOIL, Ndéné KA et Mohammed GUELLIL.

Merci à tous mes amis : Nour, Alexandre, Abdou salam, Peguy, Bilal, Agnalys, Ali, Clémentine, Imane, Alice, Lynda, Serge, Serghei, Aicha, Cécilia, Jimmy, Mohammed, Olfa, Mehdi, Fériel, Célia, Huda beauty, Ibrahima et Walid ainsi que toutes personnes que j'aurais pu oublier.

Enfin, je dédie ce travail à ma famille, elle qui m'a doté d'une éducation digne, son amour a fait de moi ce que je suis aujourd'hui :

Particulièrement à mon défunt Père, que Dieu l'accepte au Paradis, celui qui a su prendre soin de moi depuis ma naissance jusqu'à faire de moi une personne pleine d'amour pour la science et le savoir.

A ma chère mère, ceci est ma profonde gratitude pour ton éternel amour.

A vous mes frères, beaux-parents, beau-frère, sœur et nièces qui m'avez toujours soutenu et encouragé durant ces années d'études.

Et enfin un très grand merci à ma très chère épouse Nawal, pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce projet. Sans oublier mon adorable petite fille MALAK, ma joie et mon bonheur.

Merci à tous pour votre amour et vos encouragements.

SOMMAIRE

Introduction.....	1
Chapitre 1 : Caractéristiques des déterminants du prix de pétrole.....	15
1- Les principaux facteurs influençant le prix du pétrole.....	19
2 -Analyse statistique des déterminants du prix de pétrole...	54
Chapitre 2 : Les modèles à changement de régime.....	84
1. Les modèles à seuils.....	88
2. Modèles probabilistes.	114
Chapitre 3 : Modélisation du prix de pétrole.....	132
1- Etude journalière du prix de pétrole Brent.....	136
2- Etude mensuelle du prix de pétrole Brent.....	166
Conclusion Générale.....	195
Table des matières.....	255

Introduction

A l'aube du 21^{ème} siècle et en dépit des contraintes et impératifs écologiques, la dépendance au pétrole et sa demande restent un sujet de premier ordre. Cette matière première que nous utilisons dans notre quotidien est présente et nécessaire dans plusieurs domaines. En effet, elle reste la première source d'énergie pour nos transports, elle rentre dans la production d'autres énergies, elle est aussi présente presque partout dans l'industrie via les dérivés de plastiques, elle est nécessaire pour la chimie industrielle, et même pour la construction (bitume pour les routes et goudron d'étanchéité des toits... etc).

Cependant, l'usage intensif de cette matière n'est pas sans conséquences, il présente notamment des inconvénients écologiques, géostratégiques du fait que le pétrole ne soit pas présent uniformément dans tous les endroits sur la planète mais aussi à cause de la raréfaction de cette ressource.

Ces inconvénients précipitent une conversion énergétique vers des énergies plus propres et plus durables. Néanmoins, dans l'attente de cette perspective de transition énergétique qui, selon les scénarios les plus optimistes¹, n'est envisagée qu'à moyen terme et dans l'attente du développement des énergies renouvelables dans le mix énergétique ainsi que de matière de substitution pour l'industrie, le pétrole demeure la source énergétique la plus accessible, la plus facile d'exploitation, donc présentant le meilleur rapport qualité/prix et de surcroit la plus demandée.

Le principal secteur d'utilisation du pétrole reste les transports (véhicules, fret routier, navires, avions) qui, a eux seuls, consomment près de 59% du pétrole mondial². Ce qui fait du pétrole un axe majeur de l'économie mondiale, de plus, cette ressource non renouvelable est très in-également répartie dans le monde.

Étant un produit stratégique d'intérêts économiques et politiques majeurs, le négoce de cette matière première se traite sur les places financières internationales, ce qui est d'ailleurs le cas de la majorité des matières premières bien que nombre d'entre-elles ne présentent pas ce caractères de nécessité cruciales³ aux économies.

¹ Jean-Marc Jancovici dans « Le changement climatique ou le devoir de rendre la physique et l'économie compatibles » parle d'un horizon réaliste d'une trentaine années *comptant de 2018*.

² Donnée portant sur l'année 2017, issue du World Oil Outlook 2018 de l'OPEP.

³ Pour l'exemple, il est devenu tellement courant de négocier les matières premières sur les marchés, que même des produits de seconde nécessité, aussi courants que le jus d'orange dispose de leurs marchés de cotation.

Le négoce du pétrole fait appel à une cotation exprimée en dollars US avec pour unité de référence le baril (159 litres). Les pétroles -des régions du monde- sont classés selon leurs lieux d'extraction, leurs degrés de viscosité et la teneur en soufre puis rapprochés selon un indice dit de *référence prix moyen* aux pétroles de références qui sont cotés sur les marchés financiers, dont les plus connus sont : le Brent de la mer du nord, le WTI de l'Etat américain du Texas et le Arabian Light qui est le brut de référence du Moyen-Orient et de l'Arabie.

Selon les historiens, dès 6000 av. J.-C, les civilisations mésopotamiennes utilisaient déjà le pétrole comme combustible pour les lampes à huile, mais son approvisionnement était limité. La découverte de champs pétrolifères importants au Etats-Unis, au Canada , en Indonésie, au Pérou, au Venezuela et au Mexique dans le début du 20^{ème} siècle ont conféré au pétrole une dimension mondiale et cruciale débouchant très vite sur des courses aux champs pétroliers. En 1927, les frères Schlumberger révolutionnent le secteur grâce aux progrès des techniques d'explorations pétrolières expérimentés dans le nord de l'Alsace. Afin d'adapter l'offre et pour la mettre en adéquation avec la demande, le pétrole sera ensuite progressivement commercialisé comme un bien de premier plan pour l'appareil productif et de transformation.

Une vision historique de l'évolution annuelle du prix du pétrole montre que celui-ci est demeuré relativement stable de 1930 à 1973. En 1973, la guerre de Kippour provoque le premier choc pétrolier, qui s'est traduit par une réduction de la production et qui a provoqué une flambée des prix considérable. En 1979, La révolution iranienne puis le déclenchement de la guerre entre l'Iran et l'Irak ont provoqué une réduction importante des exportations de ces pays: il s'agissait du deuxième choc pétrolier. De 1981 à 1986, le prix du pétrole a fortement baissé à cause de la réduction de la demande. Ce prix est ensuite resté stable du contre choc pétrolier de 1986 à la fin des années 1990. Puis, de 1990 à 1998, on assiste à plusieurs chocs, les principaux sont le pic de la fin 1990 provoqué par l'invasion du Kuwait et la chute de 1998, liée à une importante erreur d'anticipation de croissance économique. Par la suite, le prix a fortement augmenté à cause de la croissance économique internationale entre la période de 1999 à 2000. La période 2000-2003 est marquée par une relative stabilité des prix à l'intérieur d'une bande de variation (22-28\$) qui avait été décidée et mise en place par l'OPEP (Organisation des Pays Exportateurs du Pétrole). Les années 2004-2008 ont été marquées par une explosion de la demande de pétrole soutenue par une forte croissance économique mondiale tant dans les pays émergents qu'aux Etats-Unis. Les prix se sont envolés vers les 100 dollars le baril sans que la croissance économique mondiale n'en souffre aucunement. La période 2008-2009 révèle le problème de l'interaction des marchés physiques

et financiers et divulgue des moments de spéculations spectaculaires. Elle est marquée par 3 phases successives : de Janvier à Juillet 2008 la montée des prix à 145 dollars suscite d'importantes interrogations sur le rôle qu'ont pu jouer les marchés financiers ; puis, de Juillet à Décembre 2008, la chute à 36 dollars s'accompagne d'une correction financière, tous deux induites par les effets de la crise économique ; enfin, en 2009-2010, la remontée des prix vers 90 dollars apparaît avec les ajustements de l'offre par l'OPEP. Toutefois, ces ajustements n'étaient pas en mesure de stopper l'effondrement du prix sur un horizon de moyen-terme puisque en 2014, avec la découverte et la prolifération de la production du pétrole de schiste, les États-Unis deviennent le premier producteur mondial grâce à celui-ci. Depuis, le marché du pétrole fait face à une hausse de l'offre des pays non membres de l'OPEP qui viennent perturber l'ordre établi par ce cartel depuis de nombreuses années. Ainsi, l'OPEP a décidé de poursuivre sa stratégie de défense de ses parts de marché en maintenant ses quotas de production pendant presque 2 ans puis, suite aux retombées négatives sur les économies de plusieurs pays membres, il y a eu un accord de plafonnement de la production à partir de janvier 2017 afin de préserver la maîtrise des prix pour les pays producteurs.

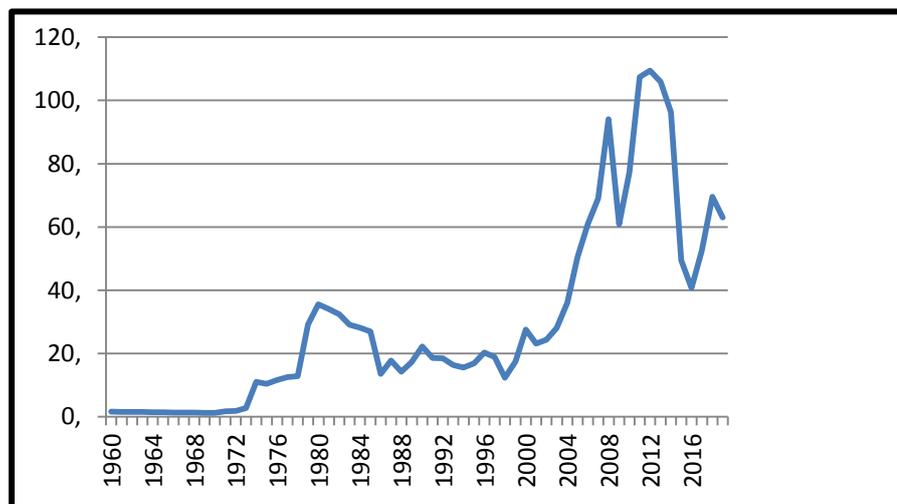


Figure 1: Prix annuel moyen du pétrole brut entre 1960 et 2019 (en dollars Américain par baril).

Ainsi, depuis les années soixante-dix et le premier choc pétrolier, le prix du pétrole est suivi avec attention par la communauté internationale, que ce soit par les producteurs dont l'économie peut plus ou moins dépendre ou de la part de ses consommateurs.

Dans les marchés financiers, où l'incertitude est totale, la prévision est sujette à caution. Les facteurs qui déterminent les mouvements de prix sont innombrables. Il s'agit, de causes

directes des variations qui influent sur le niveau de prix et de causes artificielles dites factices⁴. Selon Bachelier (1900)⁵, la double causalité recouvre aussi la double approche du marché, qui sépare en général les professionnels en deux groupes : le groupe des analystes financiers économistes et le groupe des analystes techniques. En substance, Bachelier évoque que les évolutions de prix dépendent de tellement de facteurs que toute prévision mathématique devient caduque.

La prévisibilité de la dynamique du prix intéresse autant les praticiens que les théoriciens de la finance. À l'origine, Bachelier (1900) introduisait l'hypothèse que les prix suivent une marche aléatoire (hypothèse de l'efficacité du marché)⁶. Keynes (1936), dans sa théorie générale de l'emploi, déclare que la nature de l'économie est de « percer le mystère qui entoure le futur ». Kendall (1953) et d'Osborne (1959), ont montré que la prévision des prix futurs reste impossible. De leurs côtés, Cootner (1962), Samuelson (1967) et Malkiel (1996) ont mis l'accent que les estimations ne produiront jamais de meilleurs résultats par rapport à un tirage à pile ou face (la chance bat le cerveau). Cependant, l'hypothèse d'efficacité informationnelle stipule que l'information nécessaire à cet échange est correctement transmise par le prix, de sorte qu'il est impossible de tirer profit d'une information en l'exploitant pour prévoir les prix futurs. Cette efficacité ne signifie pas qu'il est impossible de prévoir les cours mais qu'il est impossible de tirer profit de ces prévisions compte tenu des coûts d'information et de transaction (Jensen, 1978).

L'abandon de l'hypothèse de la marche aléatoire rendrait possible la prévision de l'évolution des prix, ce qui a conduit Samuelson (1965) à développer le lien entre marché efficient et martingale. Cette notion n'interdit pas la dépendance entre les rentabilités successives. Cette idée amenait Campbell et al. (1997) à suggérer que les rendements des actifs sont prévisibles dans une certaine mesure. De son côté, Malkiel (2003) a considéré que les marchés ne permettent pas aux investisseurs de réaliser des gains supérieurs à la moyenne sans accepter de prendre des risques supérieurs à la moyenne. Dans ce contexte, les recherches montrent que les prévisions sont affectées de biais systématiques. Ces biais ont tendance à persister dans le temps. De ce fait, Black (1986) a introduit le concept de *noise traders* où les agents

⁴ Qui correspondent à des variations auto engendrées des marchés. La bourse agit sur elle-même et le mouvement actuel est fonction, non seulement des mouvements antérieurs, mais aussi de la position de place.

⁵ Bachelier a ajouté : la détermination de ces mouvements se subordonne à un nombre infini de facteurs : il est dès lors impossible d'en espérer la prévision mathématique (ibid 21).

⁶ Les prix sont régis par des évolutions aléatoires. i.e. les événements passés, présents et futurs actualisés se reflètent dans les prix de marché sans qu'ils soient pour autant dépendant des variations des prix. Le sens de causalité est souvent unilatéral, ce qui exclut, vraisemblablement, une détermination endogène majeurs des événements économiques.

rationnels n'utilisent pas parfaitement toute l'information disponible. Ce concept introduit de façon intuitive la notion d'hétérogénéité comportementale qui se base sur l'irrationalité des agents. Ainsi, malgré l'abondance de travaux empiriques visant à tester l'hypothèse de l'efficacité, aucune conclusion claire ne semble en ressortir. Ceci est donc dû au fait que l'hypothèse de l'efficacité manque de réalisme. Bien que la littérature académique dans sa grande majorité favorise le terme « rationalité », les travaux récents de la finance comportementale s'inscrivent plutôt dans « l'irrationalité » (Shleifer, 2000). Ainsi, la question centrale reste de savoir dans quelles circonstances et dans quelle mesure il est possible de *battre le marché*, cette question est d'autant plus importante si l'on tient compte de la réflexion de Bachelier qui énonce que : la dynamique du marché ne sera jamais une science exacte.

Les variations de prix sont le reflet des mécanismes de marché, mais elles peuvent être aussi influencées par les stratégies des acteurs. Le jeu des mécanismes de marché a deux conséquences :

- Sur des horizons courts, il entraîne de fortes fluctuations de cours, en raison de l'offre et la demande qui ne sont que très peu élastiques au prix.
- Sur des horizons moyens ou longs, il exerce inversement une force de rappel sur les prix puisque l'offre et la demande sont beaucoup plus flexibles.

La volatilité du prix du pétrole préfigure toute la complexité de la détermination de ce prix et interroge sur les mécanismes en vigueur qui rentrent en compte pour sa fixation. Par ailleurs, elle dévoile les liens complexes de connexion, d'équilibre et dépendance entre les marchés réels (physique et financiers).

Les marchés financiers de pétrole ont connu une transformation radicale au cours des dix dernières années. Dans les circonstances actuelles, la fixation du prix du pétrole repose dans une large mesure sur les forces concurrentielles du marché. Ainsi, le prix résulte en grande partie de l'interaction entre l'offre et la demande. Toutefois, les capacités d'évolution et d'adaptation de l'appareil productif sur un horizon court sont essentiellement détenues par les pays du Moyen-Orient membres de l'OPEP. En agissant ainsi sur la flexibilité de l'offre, les mécanismes de fixation de prix sur les marchés sont influencés et prédéterminés ensemble par ce groupe. Pourtant, il n'en a pas toujours été le cas. En effet, c'est le système des *prix producteurs* qui s'est le plus souvent imposé. Dans celui-ci, le producteur dominant fixe son prix et parvient à obtenir l'alignement des autres offreurs sur ce prix de référence, notamment

par des accords et par le contrôle du juste approvisionnement du marché. Cependant, l'OPEP qui représente actuellement près de 42.6% de la production mondiale brute, conserve un pouvoir d'influence significatif sur ce marché, à la seule condition que ses membres agissent de concert et de manière coordonnée. Désormais, le marché pétrolier se voit qualifier de marché concurrentiel partiellement contrôlé.

Ainsi, si les prix pétroliers paraissent déterminés par le jeu concurrentiel, l'OPEP conserve néanmoins une capacité d'influence sur le marché. Après le contre choc de 1986, l'OPEP a appris qu'elle ne pouvait pas imposer un prix s'écartant trop sensiblement de la zone d'équilibre des prix. En revanche, elle peut avoir pour objectif de maintenir les cours à un niveau qui lui soit *optimal*. C'est ce qui s'est passé dernièrement avec la réduction de la production effective en janvier 2017, en maximisant ses revenus tenant compte des réactions prévisibles de la demande et de l'offre non OPEP à l'évolution des prix.

La croissance économique reste l'élément dominant dans ce puzzle. Elle engendre la demande qui induit la politique de l'offre que décident les pays membres de l'OPEP. L'offre du reste du monde étant le plus souvent à son niveau maximal, c'est l'offre des pays OPEP qui devient la variable d'ajustement du marché pour tenter d'amortir les baisses et parfois les hausses trop conséquentes sur le niveau du prix. De plus, l'offre est contrainte par des éléments économiques importants et techniques concernant les productions actuelle et future, l'état des réserves et les conditions de leur récupération, la capacité de production des gisements et les besoins d'investissements.

Dans un tel contexte, une analyse qui porterait sur la direction qu'emprunte les prix revêt une importance particulière aussi bien dans l'étude des diverses composantes qui constituent les séries de prix, que dans celle des différents facteurs déterminants l'évolution de ces prix. Cela s'avère nécessaire pour l'appréhender et saisir le fonctionnement du marché pétrolier. Il sera ainsi possible d'entreprendre une interprétation des facteurs qui sont à l'origine de l'évolution et de la formation du prix du pétrole brut.

La situation économique, l'équilibre entre l'offre et la demande du marché pétrolier, les aléas divers d'ordre météorologique ou géopolitique ainsi que les anticipations financières constituent les principaux déterminants du prix. D'autres facteurs peuvent avoir un impact significatif sur le comportement des prix. Pour l'exemple, le taux de change du dollar est un paramètre crucial puisque, en fonction de sa valeur, cela se répercutera plus ou moins

fortement par une hausse ou une baisse du prix du pétrole exprimée dans d'autres devises (Melhem et Terraza 2008, 2009). Nous pouvons aussi citer d'autres éléments tels que :

- l'influence de la taxation pétrolière sur le niveau de prix final voire sur le niveau de production;

- l'inflation éventuelle des coûts d'exploitation (services et équipements), de production, transport et stockage;

- les aléas de divers natures, climatique (température, ouragans, etc.), géopolitique (Moyen-Orient en particulier) qui finiront par définir une prime de risque positive ou négative, l'inquiétude sur le futur, l'instabilité politique et la menace terroriste potentielle (en particulier dans le Golfe persique). Ces derniers exercent une tension supplémentaire sur les prix et sont une source de spéculation et de mouvements inattendus du prix;

- la capacité limitée de raffinage, et la hausse des produits dérivés influent aussi sur la trajectoire des prix. La raréfaction⁷ du pétrole joue un rôle dans l'évolution de la trajectoire du prix et en absence d'énergie alternative, nous continuerons d'assister à une forte croissance de la demande du pétrole due aux besoins grandissants en énergie avec ce que l'on connaît de ses répercussions sur l'évolution des prix (l'exemple d'envolée des prix d'avant crise de 2008 reste édifiant).

La formation des prix du pétrole peut être abordée selon deux écoles de pensée. La première fait appel, comme nous l'avons mentionné, à l'hypothèse d'efficience du marché selon laquelle les prix à un instant donné reflètent toute l'information disponible sur ce marché et les agents ont des comportements basés sur des anticipations rationnelles (Jensen, 1978). Elle considère que les prix sont affectés par les forces des fondamentaux de marché et reflètent toujours une valeur intrinsèque. Selon l'hypothèse de ce courant, un marché efficient se traduirait par sa compatibilité avec la théorie d'équilibre concurrentiel, qui stipule que le marché serait fondamentalement capable de s'autoréguler spontanément, et ceci conduirait à terme à l'équilibre général. Dans cette perspective, les mécanismes de marché agissent comme une force de rappel qui empêche le prix de s'éloigner durablement d'un sentier d'équilibre. Ainsi, plusieurs études ont montré que les prix du pétrole effectuent un retour vers leur valeur fondamentale de long terme [Pindyck, 1999 ; Chevillon et Riffart, 2009 ; Kaufmann et Ullman, 2009]. Alvarez et al. (2002), Tabak et Cajueiro (2007) ont mis en

⁷ Bien que l'effet de rareté n'ait pas été prouvé économétriquement, on peut l'exprimer par la prime de rareté (Hamilton, 2008).

évidence une dépendance de long terme des prix qui tend vers zéro, ce qui confirme une divergence du prix de sa valeur fondamentale de long terme. De leur côté, Reitz et al. (2009) ont montré que le prix du pétrole obéit au comportement rationnel selon lequel le prix reflète sa valeur d'équilibre à long terme. Ensuite, Chevalier (2010) indique comment les prix pétroliers sont fortement soumis aussi bien à des fondamentaux physiques que financiers, de sorte que le prix converge vers sa valeur fondamentale à long terme. Ce constat n'est pas confirmé par les auteurs Sornette et al. (2009) qui ont observé un écart important entre le prix du pétrole et sa valeur fondamentale.

L'émergence d'un deuxième courant de pensée fait suite aux imperfections de marchés qui ont conduit à une reformulation de la théorie de l'efficacité du marché. La remise en cause de cette théorie évoque la nécessité d'utiliser la structure des agents hétérogènes. Cette hypothèse semble largement validée par les études empiriques et semble être mieux adaptée à la réalité des marchés pétroliers, parce qu'elle répond approximativement à toutes les anomalies observées. La théorie des marchés hétérogènes stipule l'existence d'investisseurs à capacités limitées dans le traitement de l'information ce qui reflète la divergence de perceptions parmi ces agents de comportement et de réactions des agents et non pas uniquement l'asymétrie d'information. L'information dont les agents disposent sur le marché est loin d'être parfaite. Par conséquent, chaque agent n'a pas connaissance de l'ensemble des opinions des opérateurs, ce qui est pourtant crucial dans une logique spéculative, même si l'information est inéluctablement imparfaite. En effet, les objectifs des acteurs sur les marchés peuvent être multiples et divers : prise de positions réelle, trading spéculatif, hedging ou couverture contre le risque prix du marché, diversification des risques entre produits financiers ou sur matières premières. Ces velléités peuvent coexister chez un même agent. Ainsi, la pluralité et complexité de ces interventions sur les marchés rendent difficile toute visibilité ou anticipation précise de l'évolution des variations du prix de marché.

Dans le modèle d'agents hétérogènes, Brock et Hommes (1998) ont distingué deux types d'agents sur les marchés : les agents rationnels et les agents naïfs. On parle également de fundamentalistes et de chartistes. Les fundamentalistes sont des agents qui basent leurs anticipations sur les fondamentaux économiques et les chartistes sont ceux qui se basent sur l'historique de prix⁸. La présence de ce type d'agents dont les comportements et les

⁸ Les fundamentalistes jouent un rôle stabilisateur sur le marché, alors que les chartistes jouent un rôle altérateur.

anticipations sont hétérogènes rend le marché de plus en plus dynamique, incertain et non linéaire.

Dans le cadre des marchés spéculatifs, nous considérons que les agents sont véritablement hétérogènes. La présence de spéculateurs est une donnée qui révèle la non-efficience d'un marché car ceux-là dévoilent un comportement opportuniste non rationnel car dicté par des désirs subjectifs (appât du gain, cupidité) ce qui est à l'opposé des fondements mêmes de l'hypothèse d'efficience du marché. Collins et al. (2006), dans une tentative d'explication de l'influence de la spéculation sur la détermination du prix spot du pétrole, ont relevé que la configuration des fondamentaux ne disposait pas d'une puissance suffisante pour expliquer l'ensemble des fluctuations de prix durant ces dernières années. Ils arguent et attribuent cela à la présence de faits spéculatifs. Ils notent, par ailleurs, une forte amplification et un accroissement de la part de transactions spéculatives sur le marché par des agents prenant des positions de court terme. Cette structuration du marché conduit à une altération de perception des fondamentaux qui font le marché et crée une déconnection des prix. Ce résultat étaye celui de Ter Ellen et Zwinkels (2010) et de Chevalier (2010) qui explique que l'instabilité des prix sur le marché est influencée par les stratégies spéculatives sans qu'il y ait pour autant de preuves qu'en l'absence de celles-là le marché serait plus stable.

Kilian (2009), Kilian et Murphy (2012), et Baumeister et Peersman (2012), ont utilisé des données sur les inventaires pétroliers pour identifier la composante de la demande spéculative du prix réel du pétrole. Leur stratégie d'identification repose sur l'hypothèse que les changements dans les attentes concernant les prix futurs du pétrole doivent se refléter dans les variations de la demande de stocks de pétrole brut en surface. La principale conclusion est que la demande spéculative n'a joué qu'un rôle modeste dans l'augmentation du prix réel du pétrole de 2003 à 2008. Ce résultat a été plus tard confirmé par Kilian et Lee (2014). Alors que d'autres travaux: Juvenal et Petrella (2015) ; Adam et al(2015) ; Aydogan et Berk, (2015) ; Wei et Chen, (2016) ; Ojikutu et al, (2017) ; Adam et al, (2018) ont plutôt montré un rôle important pour la spéculation.

L'observation de la volatilité des prix ainsi que la coexistence et l'interaction de ces hypothèses de marché amènent à une réflexion économique et économétrique sur les mécanismes de fixation et de détermination voire d'évolution des prix du brut sur les marchés. De fait, les anomalies qui apparaissent sont toutes des anomalies de rentabilités : l'autocorrélation ou l'effet de mémoire courte ou longue, la leptokurticité des distributions, la

fluctuation des prix, plus encore la volatilité intrinsèque, les bulles spéculatives ainsi que l'effet cyclique ou la périodicité. Diverses tentatives de réponses ont essayé, avec plus ou moins de succès, d'apporter des solutions à ces anomalies. La recherche a emprunté pour cela plusieurs directions comme l'économétrie ou des développements issus de la physique.

Nous pouvons considérer qu'il existe trois principales directions de recherches liées aux comportements de marchés :

- L'approche stochastique (ARCH, ARFIMA,...etc), selon laquelle les fluctuations sur le marché sont dues à l'arrivée de chocs exogènes.
- L'approche déterministe selon laquelle les chocs endogènes causent les grandes fluctuations sur le marché (modèles de chaos déterministes).
- L'approche chaotique stochastique selon laquelle les fluctuations du marché sont dues à des chocs à la fois endogènes et exogènes.

Bien que les travaux de recherche sur la détection des sources de non-linéarité soient nombreux, le thème relatif au pétrole reste ouvert à l'usage de nouveaux modèles voire de modèles plus performants. A ce stade, la prévision des prix se concentre autour de trois axes d'analyse principaux :

Le premier se focalise sur la prise en compte des perturbations exogènes qui influent le niveau des prix. Les études qui traitent de la non-linéarité en variance sont multiples. Citons, par exemple, Sadorsky (2006), Narayan et Narayan (2007) ; Alizadeh et al. (2008) qui ont utilisé un processus de type ARCH pour expliquer les fluctuations du prix spot du pétrole. Des extensions de ces modèles ont été aussi employées pour détecter les effets stylisés observés sur les prix du pétrole, à savoir, la mémoire longue, l'agrégation de la volatilité par le modèle FIGARCH (Tabak et Gajueiro, 2007), y compris l'effet de levier (Lien et Yang, 2008), l'effet prime de risque (Doran et Ronn, 2008) et enfin les modèles ARCH avec une puissance asymétrique APGARARCH (Cheong, 2009). Cette approche stochastique ignore l'existence d'interactions entre les agents hétérogènes qui sont la source d'une dynamique non-linéaire sur le marché.

L'incapacité de ce type de recherche à expliquer les fluctuations dont la dynamique est complexe justifie le deuxième axe de recherche qui incorpore les chocs endogènes pouvant affecter les prix. L'hypothèse des agents hétérogènes et la rationalité imparfaite peuvent alors expliquer cette dernière. Nombreux sont les auteurs qui estiment que, dans le cadre de la

prévision des prix spot du pétrole, la non-linéarité est générée par des processus déterministes. Godby et al. (2000) ont utilisé un modèle TAR asymétrique pour détecter la non-linéarité en moyenne et Fattouh (2010) a proposé un modèle TAR à deux régimes pour la modéliser. Dans la même perspective, El Shazly et al. (2002), Moshiri (2004), Zhang et al. (2008) et Zhao et al. (2009) ont proposé des techniques différentes pour prendre en compte cette dynamique non-linéaire du prix du pétrole. Ces auteurs suggèrent que la présence d'agents hétérogènes peut générer un large éventail de comportements dynamiques, allant d'une simple convergence vers un état stable, à une fluctuation irrégulière et imprévisible. De ce fait et contrairement au cas précédent, les fluctuations du marché pétrolier sont dues à des chocs purement endogènes. Le marché est aussi gouverné par un attracteur où il n'existe aucune incertitude, ce qui contredit l'hypothèse d'arbitrage. L'interaction des agents, provoquée par un choc exogène, peut conduire non seulement à une dynamique complexe telle que les fluctuations chaotiques, mais également à des fluctuations stochastiques. C'est l'incapacité de ces techniques à détecter totalement la structure non-linéaire de nature mixte qui a permis à Wu et al. (2006) de conclure sur le recours au chaos stochastique pour modéliser ce type de non-linéarité.

Le troisième axe de recherche concerne l'approche du chaos stochastique. Son intérêt réside dans sa capacité à offrir une explication pertinente des fluctuations du marché en prenant en compte à la fois les non-linéarités en moyenne et en variance. Selon cette approche et afin de prévoir le prix spot du pétrole, Reitz et Slopek (2009) ont proposé le modèle « Smoothing TAR-GARCH ». Selon ces auteurs, l'interaction endogène des agents du fait des aléas du marché, serait responsable de la volatilité excessive du prix. Plusieurs études montrent que l'utilisation de modèles combinés permet de mieux expliquer les anomalies observées sur les marchés (par exemple Kyrtsou et Vorlow, 2009).

En ce sens et dans une perspective de perfectionnement de ces modèles, l'intégration de phénomènes de changement de régimes devient cruciale. En effet, la non-linéarité et la non-stationnarité sont des caractéristiques quasi-inévitables en économétrie. Les modèles linéaires de type ARMA ne sont pas toujours adaptés pour traiter et analyser ces propriétés. Par ailleurs, deux facteurs semblent émergés des analyses économétriques : l'asymétrie dans la distribution des données et l'instabilité temporelle des coefficients. Ainsi, afin de capter et de qualifier puis de modéliser les non-linéarités, le recours aux modèles à changements de régimes s'avère un développement nécessaire. À ce propos, Colletaz et Hurlin (2006b) énoncent : « cette évolution est sans nul doute comparable à celle qu'a pu connaître la micro-

économie lorsque l'on a progressivement abandonné l'univers de référence walrassien⁹, que nous pouvons assimiler à la modélisation linéaire en économétrie, pour s'orienter vers les multiples formes de la concurrence imparfaite, auxquelles nous pouvons assimiler les innombrables modélisations non linéaires ».

De manière partielle, on peut classer les modèles à changement de régimes en deux catégories distinctes : les modèles à seuils et les modèles probabilistes. Dans la première famille, le choix de la variable de transition qu'elle soit déterministe ou bien aléatoire indique respectivement si l'on est en présence de modèles à transition brutale / lisse ou de modèles endogènes. Tandis que les modèles probabilistes, quant à eux, sont constitués principalement de modèles à mélanges de distribution et de modèles à changement Markoviens.

Chaque type de modèles a ses propres caractéristiques, le choix repose, par conséquent, en grande partie sur la théorie économique. Depuis peu, le nombre de travaux faisant appel à ce type de modélisation est en croissance vertigineuse, ils sont de plus en plus nombreux à recourir à une modélisation de type *changement de régime*. Ainsi, les modèles à seuils se retrouvent dans de nombreux travaux. Blokhina et al (2016) les ont utilisés pour expliquer la relation entre le prix du pétrole et le taux de change en Russie. A l'instar d'eux, Jawadi et Ftiti (2019) ont préféré un modèle TAR au modèle STAR pour expliquer l'impact des variations des prix du pétrole sur la croissance économique en Arabie saoudite sous l'hypothèse de diversification lancé par son programme national. Harb et al (2019) ont utilisé les extensions des modèles STAR (TVSTAR) pour expliquer les effets du prix de pétrole sur les marchés financiers.

Par ailleurs, plusieurs auteurs utilisent encore les modèles à changement Markovien dont Basher et al (2016) pour l'étude de l'impact des chocs pétroliers sur les taux de change d'un échantillon de pays exportateurs et importateurs de pétrole, ou encore, Zhu et al (2017) dans leur analyse des effets asymétriques des chocs des prix du pétrole sur les rendements boursiers.

Tous ces modèles et travaux relatifs au marché pétrolier nous amènent à la problématique centrale à laquelle cette thèse s'attèle à répondre :

⁹La loi de Walras est le point central de la théorie de l'équilibre général. Dans une économie à N marchés, si N-1 marchés sont en équilibre, alors le N-ième marché est également en équilibre.

Les modèles à changement de régime appliqués dans le domaine des marchés financiers des matières premières, en l'occurrence le marché pétrolier, sont-ils plus performants que la modélisation linéaire ?

De là, découlent des questionnements subsidiaires concernant le type de modèle qui pourra le mieux capter les variations du prix de pétrole (Brent futures):

Sur quelle base choisit-on la règle de sélection ainsi que la variable de transition ? Doit-on garder le même mécanisme de transition pour toute la chronique ? Ou, au contraire, doit-on l'adapter pour permettre de répondre à de nouveaux enjeux tels que l'instabilité temporelle des coefficients ? D'autre part, une question reste à déterminer; l'ajustement du mécanisme de transition doit-il être suivi par le choix de la variable de transition ou ce mécanisme doit être s'effectuer dans le sens inverse ?

Pour répondre à notre problématique, la thèse s'articule autour de trois chapitres. Le premier chapitre s'intéresse aux principaux facteurs rentrant dans la fixation du prix de pétrole. Nous allons nous intéresser aux différentes interactions en se basant sur la revue de littérature. Cette étape est nécessaire pour essayer d'expliquer les différentes périodes de variations du prix du pétrole et l'origine des chocs qu'il a pu subir. Puis, une approche statistique nous permettra de définir les variables susceptibles d'être à la source du changement de régime.

Dans un second chapitre, nous nous intéressons de près à la modélisation et l'estimation des modèles à changements de régime en économie et en particulier en économétrie du marché pétrolier. Le but de ce chapitre est de sélectionner les modèles les plus pertinents pour notre recherche, après avoir présenté les caractéristiques et les différences entre ces derniers. En ce qui concerne la première catégorie de modèles, on présentera les modèles à seuils avec les deux cas de figure où la règle de sélection est supposée connue (modèles : TAR, STAR) ou le cas où elle est -devrait être- inconnue (modèles à changements endogènes).

Dans la seconde catégorie de modèles, la règle de sélection est supposée non observable et est remplacée par des probabilités constantes, inconnues mais associées aux régimes. Ces probabilités sont, soit conditionnelles au régime précédent dans les modèle à changement Markovien, soit non conditionnelles à l'information passée dans le cas des modèles à mélange de distributions.

Dans un troisième chapitre, nous établissons sur le marché du pétrole une étude comparative des performances des différents modèles à changement de régime. Rappelons que les

différentes modélisations dépendent de la quantité d'informations disponible sur les causes de changement de régime, la règle de sélection d'un régime peut ainsi être connue ou non observable.

Les modèles à changement de régime seront appliqués dans le cadre univarié pour deux fréquences d'échantillons : journalier et mensuelle, afin d'appréhender les dynamiques communes (comovements) entre les facteurs rentrant dans l'apparition du prix du pétrole.

Chapitre 1 :

Caractéristiques des

déterminants du prix

de pétrole

Le pétrole ou « l'or noir », fait partie des matières premières les plus échangées de la planète en valeur et en volume. La découverte et l'utilisation du pétrole ont changé le cours de l'évolution de l'humanité en engendrant de grandes avancées dans le développement du secteur industriel. Venant du latin *petra* et *oleum*, soit « huile de pierre » le pétrole est une huile minérale naturelle. C'est une source d'énergie issue d'un mix d'hydrocarbures réuni à d'autres atomes, comme le soufre, l'azote et l'oxygène. En fonction de la température et la pression, ils peuvent être sous une forme liquide, gazeuse et parfois solide. Cette ressource est principalement consommée par le secteur des transports¹⁰, ce qui représente 51% du pétrole mondial en 2017, elle est vouée également à d'autres utilisations :

- La pétrochimie : Environ 99% des matières plastiques et une majorité de textiles (polyesters, nylons, etc.) sont issues de la pétrochimie¹¹. Cela permet de produire :
 - ✓ Des matières plastiques, des solvants ou des cosmétiques.
 - ✓ Des détergents, des caoutchoucs, des adhésifs et même des médicaments.
- Le GPL ou Gaz de Pétrole Liquéfié (butane, propane) est encore beaucoup utilisé pour le chauffage.
- Les secteurs de l'agriculture et de la pêche : De nombreux engrais et pesticides sont issus de transformations pétrochimiques et les machines agricoles fonctionnent souvent au fioul domestique (tracteurs, moissonneuses, etc.) tout comme les bateaux de pêche.
- La production d'électricité: Les centrales thermiques à fioul produisent environ 5%¹² de l'électricité mondiale.
- Les travaux publics: le secteur de la construction routière utilise 90% de la production mondiale de bitume, produit issu des pétroles lourds. Par ailleurs, les engins de travaux publics utilisent fréquemment du gazole.

Et bien d'autres utilisations qui montrent la place qu'il occupe dans notre vie quotidienne.

Utilisé comme source d'énergie fossile, son exploitation est l'un des piliers de l'économie industrielle contemporaine. Le pétrole est facilement stockable et transportable, et sa production se déroule en trois phases :

- La phase d'accumulation de matière organique (essentiellement d'origine végétale) dans les profondeurs lors de la sédimentation.

¹⁰Fret routier, véhicules, navires, avions

¹¹Donnée de Total : 99% des plastiques sont fabriqués à partir de pétrole et de gaz naturel.

¹² Donnée portant sur l'année 2012, AIE.

- La phase de maturation en hydrocarbures : Transformation de la matière en kérogène avec l'augmentation de la pression et de la température. A haute température, le kérogène subit une décomposition thermique, appelée pyrolyse, qui expulse les hydrocarbures. Plus le sédiment est profond et chaud, plus la part de gaz (hydrocarbures légers) est importante ;
- La phase de migration: sous la pression montante, une partie des hydrocarbures migre vers la surface de la terre, où elle s'oxyde ou subit une biodégradation. L'autre partie se déplace au point de rester piégée dans une roche poreuse et perméable, formant un futur gisement de pétrole, s'il est bien fermé.

Ainsi la conjonction de facteurs géologiques favorables provoque l'apparition d'un gisement de pétrole (ou de gaz, les deux étant corrélés). Ces facteurs influent sur la disparité des gisements dans le monde et les typologies de pétrole.

Les pétroles sont généralement classés selon leur composition et leur origine. On distingue alors le pétrole conventionnel et non conventionnel.

- Dans le cas du pétrole conventionnel, les hydrocarbures formés au niveau de la roche-mère migrent vers une roche poreuse et perméable appelée réservoir. Et vu qu'ils restent fluides et pompables du puits au stockage de surface, ils sont faciles à extraire et à raffiner.

- Pour le pétrole non-conventionnel, dont les techniques d'extraction s'avèrent plus complexes et plus sophistiquées, les hydrocarbures sont dispersés dans les couches peu poreuses et peu perméables du bassin sédimentaire. L'huile de schiste, le pétrole extra-lourd, les sables bitumineux et les schistes bitumineux... font partie de cette deuxième catégorie. Les caractéristiques physiques du pétrole, très visqueux voire solide, ne permettent pas une exploitation classique, en ayant recours notamment à la fracturation hydraulique¹³.

Ainsi, sur le même site géologique, il peut y avoir une cohabitation entre les gisements de pétrole conventionnel et les gisements de pétrole non conventionnel mais cette cohabitation ne s'opère pas au sein d'un même réservoir.

Dans un premier paragraphe, on va développer les principaux facteurs rentrant dans l'apparition du prix de pétrole dont on a prouvé la relation. On peut distinguer deux types de facteurs influençant:

¹³La fracturation hydraulique est une technique d'extraire des hydrocarbures dits non conventionnels, piégés dans des roches peu poreuses et peu perméables (ex : gaz de schiste, gaz de réservoir compact, etc.)

- Les facteurs directs : l'offre et la demande.
- Les facteurs indirects comme le type du contrat, la spéculation, le taux de dollar et les enjeux géopolitiques.

Il se peut que d'autres facteurs aient une influence sur le prix de pétrole tel que :

-La santé économique de la Chine : en raison de la guerre commerciale et les prévisions de sa croissance du PIB qui restent instables. La Chine étant parmi les plus gros consommateurs du monde de l'Or noir connaît un ralentissement économique en 2019, et l'économie mondiale et les marchés pétroliers sont également fortement touchés.

- La récession mondiale et turbulences financières affectent l'économie mondiale et le marché pétrolier.

- La réglementation maritime 2020 décidée par l'Organisation maritime internationale (OMI) a annoncé un nouvel ensemble de règles (2016) qui seront mises en œuvre en 2020 afin de réduire la teneur en soufre de «tous les combustibles marins». Il sera extrêmement important de suivre l'évolution des règles de l'OMI pour 2020, avec le potentiel de modifier fondamentalement la demande en pétrole brut.

-La guerre commerciale en particulier celle de la demande du pétrole. Cette guerre est sans aucun doute l'un des facteurs les plus importants pour les prix du pétrole en 2019.

-Un nouveau cartel tel que L'OPEP + qu'est constitué des principaux producteurs de l'OPEP et des pays non membres (exemple de Russie) ont finalisé un accord en 2016 pour limiter la production journalière de 1,2 million de barils par jour.

-Les sanctions internationales : l'exemple de l'Iran avec les dérogations accordées par Washington continueront d'être un facteur clé sur les marchés du pétrole en 2019. Le renouvellement des dérogations déjà accordées aux principaux acheteurs de pétrole brut iranien est loin d'être certain. Toute décision de les renouveler ou de les abroger aura un impact important sur les prix du pétrole.

Dans un deuxième paragraphe, des approches statistiques sont réalisés dans le but d'expliquer les interactions entre le prix du pétrole et les variables décrites dans le premier paragraphe. L'affirmation de base est la suivante : Quand un bien devient plus rare, son prix augmente. Ces approches vont nous permettre d'essayer de cerner la source des variations observés sur le prix du pétrole ainsi supposer le ou les origines d'un tel changement.

1. Les principaux facteurs influençant le prix du pétrole.

Comme pour chaque marché, le marché pétrolier subit les interactions de plusieurs facteurs et les conséquences de plusieurs décisions. En se basant sur la littérature et les travaux antérieurs, on essaiera de regrouper les facteurs influençant le prix du pétrole en deux types de facteurs : les facteurs directs et les facteurs indirects.

1.1 Les facteurs directs.

Dans un marché concurrentiel pur et parfait, l'offre et la demande sont les deux facteurs qui fixent le prix.

1.1.1 L'offre.

La production pétrolière mondiale actuelle est en train d'atteindre son pic. Le pic pétrolier reste l'objet de plusieurs travaux. On constate que la production de pétrole commence à stagner dans de nombreuses régions pétrolifères et qu'elle n'excèdera pas 70 Mbl/j en 2030¹⁴. D'autres prévisions, comme celles de l'Agence International d'Énergie¹⁵ (AIE), prétendent que la production mondiale pourrait atteindre 116 Mbl/j en 2030, ou bien le groupe Français Total qui anticipe que la production va atteindre une limite de 100 Mbl/j d'ici 2020.

Ces divergences montrent la difficulté à cerner la trajectoire de la courbe de production ; de ce fait le prix du pétrole va être directement impacté. Depuis 2014, on assiste à une crise sans précédent pour les pays exportateurs qui ont vu ce prix diminuer avec des proportions inattendues. Selon les spécialistes la cause principale à ce phénomène est l'offre excessive sur le marché et la demande ralentis des pays émergents.

D'autre part, on considère traditionnellement que la demande d'énergie est liée à la croissance économique de manière rigide et que le pétrole constitue le bouclage de cette demande, une fois déterminée l'offre des autres formes d'énergie.

1.1.1.1 Les pays exportateurs de pétrole.

Cinq des dix plus grandes sociétés privées du monde sont des sociétés pétrolières: Royal Dutch Shell, Sinopec Group, China National Petroleum, Exxon Mobil, British Petroleum, Total, Chevron¹⁶. Les compagnies pétrolières sont réparties dans les catégories suivantes:

¹⁴ D'après Le Dr Sadad Al-Husseini, ancien président d'Aramco (la compagnie pétrolière nationale saoudienne).

¹⁵ Défend les intérêts des pays consommateurs d'énergie basée à Paris.

¹⁶ Classement Global 500 des plus grandes sociétés dans le monde en termes de chiffre d'affaires.

- les compagnies nationales ou National Oil Companies (NOC en Anglais), propriétés de l'état ex: PDVSA (Vénézuela), CNPC (Chine), Aramco (Arabie saoudite), Petrobras (Brésil), Petronas (Malaisie), NIOC (Iran), IPC (Irak), NOC (Nigeria), Sonatrach (Algérie).
- les compagnies privées multinationales et verticalement intégrées (c'est-à-dire concentrant tout ou partie des activités d'exploration, production, raffinage, et distribution), appelées « majors », telles que Exxon Mobil, Shell, BP, Total, Chevron.
- les Indépendants qui recherchent et produisent uniquement du pétrole brut pour le vendre aux raffineries.
- les raffineurs, qui ne détiennent que l'aval (raffineries et éventuellement stations-service).

Après avoir été le premier producteur mondial du pétrole, l'Arabie saoudite s'est vu devancée par les États-Unis en 2014, d'un écart de quelques dizaines de milliers de barils par jour, et laissant ainsi la Russie en troisième position. Ce repositionnement américain était prévu depuis les années 1970, grâce à l'exploitation des hydrocarbures de schiste en utilisant des nouvelles techniques de forage horizontal et de fracturation, et qui ont permis d'augmenter le volume. Le Canada et le Brésil ont également vu leur production augmenter.

La figure 2 montre la répartition de la production dans le monde en 2017.

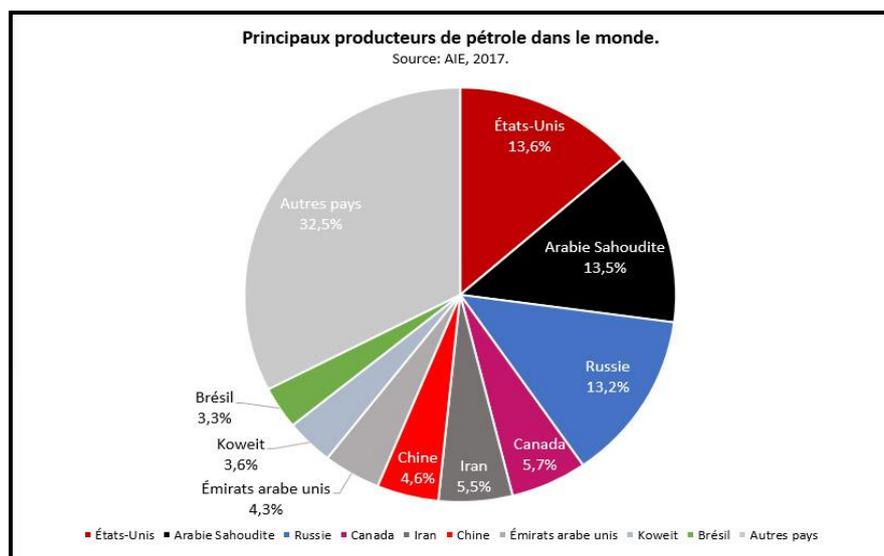


Figure 2 : Production mondiale du pétrole. Source AIE

Les principaux pays producteurs de pétrole hors OPEP, sont la Russie, les États-Unis, la Chine, le Canada, le Mexique, le Brésil, la Norvège et le Kazakhstan. On s'intéresse de près à

l'évolution des volumes produits par ces états pour savoir leurs comportements face à la crise due à la production excessive (tableau1).

Entre 2017 et 2018, la production américaine de pétrole a connu une croissance de 16.57% de sa production alors que le Venezuela a assisté une diminution de 7% a titre d'exemple. La production mondiale de pétrole a augmentée de 2.4% entre 2017 et 2018.

L'Arabie Saoudite perd une partie du marché en passant de 13.5% de la production mondiale en 2017 à 12.97% en 2018. C'est le même cas pour la Russie, l'Iran, le Canada, le Brésil ou bien d'autres pays qui ont assisté à une diminution de leurs parts du marché pétrolier. Toutes ces réductions ont été principalement en faveur des états unis. L'exploitation de pétrole de schiste soutient sa production qui est devenu un phénomène structurel, qui ne dépend plus beaucoup des aléas du prix du baril.

Le tableau suivant nous montre l'évolution de la production entre 2016 et 2018 :

Pays	2016	2017	2018	Évolution 2017-2018	Part de la production mondiale
États-Unis	12339,915	13134,739	15310,691	16,57%	16,16%
Arabie Saoudite	12406,048	11892,198	12286,84	3,32%	12,97%
Russie	11269	11255	11438	1,63%	12,08%
Iran	4586,0936	5023,7497	4715,4446	-6,14%	4,98%
Canada	4450,7965	4798,1896	5208,3664	8,55%	5,50%
Irak	4422,8866	4533,4167	4614,3333	1,78%	4,87%
Émirats Arabes Unis	4037,5411	3910,0209	3941,932	0,82%	4,16%
Chine	3999,1559	3845,8602	3797,663	-1,25%	4,01%
Koweït	3141,0805	3000,8659	3048,5179	1,59%	3,22%
Brésil	2591,3486	2720,9022	2682,5168	-1,41%	2,83%
Mexique	2455,7995	2224,1502	2068,3711	-7,00%	2,18%
Venezuela	2455,7995	2224,1502	2068,3711	-7,00%	2,18%
Nigeria	1899,912	1991,3913	2051,2839	3,01%	2,17%
Norvège	1991,4453	1962,8618	1844,2968	-6,04%	1,95%
Qatar	1938,0547	1873,6918	1878,5277	0,26%	1,98%
Kazakhstan	1654,9721	1838,0561	1926,9577	4,84%	2,03%
Angola	1744,8374	1676,4929	1533,9693	-8,50%	1,62%
Reste du monde	14437,236	14596,15	14302,601	-2,01%	15,10%
Total monde	91821,712	92501,578	94718,486	2,40%	100%

Tableau 1 : Production mondiale de pétrole (en milliers de barils/jour) entre 2016 et 2018(Source: BP Statistical Review 2019).

Les variations des volumes de production du tableau 1 peuvent être expliquées par :

-Les investissements dans l'exploration-production qui avaient diminué de moitié en 2015 et 2016, sont repartis à la hausse (+4 % en 2017).

-Le changement de parts du marché pétrolier et l'augmentation du prix de pétrole revient essentiellement au succès des accords entre les pays exportateurs de pétrole (OPEP) et certains pays en dehors de l'OPEP (comme la Russie). Il faut souligner que l'année 2017 a été marquée par la hausse des cours du baril, dont la moyenne s'est établie à 54,2 dollars, contre 43,7 dollars en 2016. Il s'agit de la première hausse annuelle depuis 2012. Ces accords ont été mis en œuvre fin 2016 et reconduits en 2017. Ils seront également appliqués en 2018, introduisant des quotas pour plafonner la production de pétrole.

On ne peut pas parler sur la production de pétrole sans mentionner le rôle de l'OPEP. L'OPEP (Organisation des Pays Exportateurs de Pétrole), dénommée OPEC en anglais (Organization of Petroleum Exporting Countries), a été créée le 14 septembre 1960 à Bagdad. C'est une organisation intergouvernementale fondée par : l'Arabie saoudite, l'Iran, l'Irak, Koweït et le Venezuela. Son siège était à Genève jusqu'en 1965 (transféré à Vienne en Autriche depuis). Souhaitant en faire une force de régulation du marché pétrolier, Juan Pablo Pérez Alfonzo est à l'initiative de cette organisation. Son objectif était de rééquilibrer les relations entre les compagnies pétrolières occidentales qui dominent le marché depuis sa création à la fin du XIXe siècle¹⁷ et les pays producteurs. Dans les années 1950-1970, les compagnies pétrolières contrôlaient complètement les prix du pétrole et imposaient des prix aux pays producteurs. Dans le but de prendre le contrôle de sa production, l'OPEP décide une politique de nationalisation et agissant ainsi les pays producteurs peuvent influencer le cours du baril de pétrole ce qui leur permettra d'augmenter leurs revenus. Mais l'influence croissante des pays du Moyen-Orient au sein de l'Organisation et l'influence des conflits politiques (nationalisation générale des industries pétrolières, conflit israélo-palestinien) transforment l'OPEP en acteur de premier plan, ayant le pouvoir d'imposer de façon unilatérale des hausses massives du prix du brut¹⁸.

Cependant, depuis l'adhésion d'autres pays, l'organisation se retrouve dans l'obligation de réunir des intérêts trop divergents. Afin de fonctionner comme un véritable cartel, les pays membres doivent gérer leurs rivalités internes (Arabie Saoudite-Iran, Irak-Iran) et prendre en considération les pays aux réserves pétrolières limitées et dont les besoins de développement sont imminents comme pour l'Algérie, l'Indonésie ou bien le Nigeria. Dans ce contexte, le travail de l'OPEP sur l'évolution des prix du pétrole est fortement lié au facteur géopolitique.

À l'inverse d'autres cartels, l'OPEP a réussi de faire remonter le prix du pétrole pendant de longues périodes. Le succès de l'organisation vient de la flexibilité de l'Arabie saoudite qui accepte de baisser sa production quand les autres membres dépassent leurs quotas de production. Ainsi la plupart des membres produisent au maximum de leur capacité alors que l'Arabie saoudite est le seul membre disposant d'une capacité de réserve et de la possibilité d'augmenter sa production si besoin. Cette règle a très bien réussi dans les années 1970, permettant au cours du brut d'atteindre des niveaux qui n'avaient été parvenus que par des produits raffinés. En revanche, à partir de 1983, le cours du baril chute, et il ne sera plus

¹⁷ opec.org/opec_web/en.

¹⁸ universalis.fr/encyclopedie/organisation-des-pays-exportateurs-de-petrole.

maîtrisé par l'OPEP pendant plusieurs années. L'influence de l'organisation décroît à l'image de sa part dans la production mondiale de pétrole (55% en 1970, 41% en 2014) et certains y voient que le cartel fonctionne quand les conditions du marché lui sont favorables mais pas dans le cas inverse.

1.1.1.2 Définition et rôle de L'OPEP.

L'OPEP rassemble actuellement 14 pays membres:

PAYS	Commentaires
l'Algérie	membre depuis 1969. Premier pays à avoir nationalisé la production d'hydrocarbures.
l'Angola	membre depuis 2007. Une des plus grandes zones d'exploration, principalement menée comme la production par les grandes compagnies pétrolières de l'OCDE.
le Congo	La République du Congo est devenue membre à part entière de l'OPEP le 22 juin 2018.
l'Équateur	membre entre 1973 et 1992 puis à nouveau depuis 2007. Plus petit producteur de l'OPEP ¹⁹ .
le Gabon	membre qui avait quitté l'organisation en 1995 et qui l'a à nouveau rejointe en juillet 2016.
La Guinée équatoriale	La Guinée équatoriale est devenue membre à part entière de l'OPEP le 25 mai 2017.
l'Iran	membre fondateur. Deuxième plus grand producteur de l'OPEP et quatrième plus grand exportateur de pétrole brut dans le monde.
l'Irak	membre fondateur. Une production montant en puissance depuis la fin du conflit conduisant à la chute de Saddam Hussein.
la Libye	membre depuis 1962. Un très grand potentiel d'exploration non exploité en raison du conflit qui touche actuellement ce pays.
le Nigéria	l'industrie pétrolière la moins nationalisée de l'OPEP.
le Venezuela	pays disposant des premières réserves de pétrole au monde grâce à ses ressources en sables bitumineux.
les Emirats arabes unis	membre depuis 1967. Un grand producteur aux réserves a priori déclinantes.
l'Arabie saoudite	membre fondateur. Leader traditionnel de l'OPEP. Deuxième pays producteur au monde. Posséderait les plus vastes réserves conventionnelles.
le Koweït	membre fondateur. Un gisement unique dont le pic de production serait atteint.

Tableau 2 : Membres de L'OPEP en 2019.

¹⁹Sauf en 2011, année durant laquelle l'Équateur a produit légèrement plus de pétrole que la Libye (en conflit).

Entre février 1959 et 1960, les 5 pays fondateurs (à l'origine de 82% des exportations mondiales) se réunissent au sein de l'OPEP pour faire face aux 8 compagnies majors²⁰ qui contrôlaient 90% de la production et 75% de la capacité mondiale de raffinage. Les grandes compagnies pétrolières occidentales imposent parfois des baisses de prix du pétrole pour affaiblir leurs concurrents. Cependant, la création de l'OPEP ne parvient pas à aboutir une hausse des prix du pétrole en raison de ses conflits internes, l'inexpérience de ses membres et notamment due à l'exploitation de nouveaux gisements au Moyen-Orient. Dans les années 1970, les pays de l'OPEP contrôlaient plus de 55% de la production mondiale et renforçaient la coopération avec de nouveaux membres et une vague de nationalisations de la production²¹, entraînant une augmentation de la demande. Entre 1970 et 1973, le prix du baril de pétrole augmente de 1,80\$ à 3,01\$.

En octobre 1973, l'OPEP réduit sa production de 25% et utilise le pétrole comme arme dans la guerre du Kippour entre Israël et l'Égypte²². Nous avons assisté au premier choc pétrolier : Deux mois après la guerre, le prix du pétrole s'est stabilisé autour de 10\$/le baril avec une augmentation de atteint 130%.

Après une révolution iranienne en 1979, l'OPEP se retrouve face un conflit interne avec la guerre entre deux de ces membres Irak-Iran en 1980. Ce conflit était bénéfique au premier temps car le prix du baril dépasse les 35\$ mais peu après l'Iran souhaite augmenter sa part de marché et ainsi financer sa guerre contre l'Irak : c'est le contre-choc pétrolier. Le prix du baril chute à 15\$. Cette situation à pousser l'OPEP à adopter un système des quotas par pays membres²³ afin de maîtriser sa force de régulation des cours, mais au cours des années 1990 cette influence de l'OPEP chute pour plusieurs raisons :

- la position des pays consommateurs de l'OCDE²⁴, représentés notamment par l'AIE;
- le non-respect des quotas de production par certains de ses membres suite à des divergences internes;
- la non-réussite de l'élargissement de sa zone d'influence à d'autres producteurs²⁵;
- l'influence des marchés de Londres et de New sur les cours.

²⁰Cinq américaines, une anglaise, une anglo-hollandaise et une française.

²¹ Algérie, Égypte, Syrie, Irak.

²²A la tête d'une coalition avec la Syrie.

²³en vigueur jusqu'en 2011

²⁴L'Organisation de coopération et de développement économique

²⁵Russie, Mexique, Norvège, Royaume-Uni, Colombie, etc.

Pour la période 1982-2011, l'OPEP calculait un prix moyen de vente pour une production d'environ 30 millions de barils par jour ou l'Arabie saoudite joué le rôle de « swing producer ». Puis en 2011, un système des quotas de production a été défini pour chacun des membres en fonction de ses réserves et ajusté par les besoins des pays consommateurs. Ce système de régulation a toutefois été affecté par les variations du cours du dollar, qui a son tour risque d'affaiblir le pouvoir d'achat des pays producteurs en cas de diminution. Le rôle du cartel de l'OPEP ne se limite pas à la fixation du prix mais il représente également un organe de diffusion des informations sur le pétrole et sur l'environnement économique de cette ressource²⁶. Depuis mi-2014, avec l'augmentation de la production hors OPEP et notamment celle des États-Unis et Russie ainsi qu'une forte chute des cours, l'Arabie saoudite à préférer la défense de ses parts de marché. Cette stratégie à couter chère²⁷ mais à donner ces fruits²⁸. Le 30 novembre 2016 et face à une crise qualifié par les experts d'offre excessive, l'OPEP, réunit à Vienne, sont parvenus à un accord de réduction de leur production pour faire remonter des cours déprimés et volatils depuis deux ans et demi et dont l'Arabie Saoudite a choisis une stratégie de vannes ouvertes En 2017, malgré sa réduction de production, l'OPEP a compté pour 42,6% de la production globale de pétrole²⁹.

1.1.1.3 Principaux producteurs de pétrole.

On s'intéresse de près aux trois premiers producteurs du pétrole car les décisions prises par ces derniers affectent directement ce prix du pétrole. La figure suivant a pour but de montré l'évolution des trois principaux producteurs entre 1985 et 2018 pour montrer le changement subit de la production du pétrole non conventionnel (gaz de schiste) dans le podium des producteurs du pétrole.

Entre 1985 et 1990, l'Union Soviétique était le premier producteur mondial de l'Or noir. Après sa chute L'Arabie Saoudite est resté longtemps dans le fauteuil de la première place avec des décisions conséquente sur le ce marché pétrolier.

²⁶ Diffusion mensuelle de rapports sur le marché du pétrole.

²⁷ Une baissé de 44% entre juin 2015 et décembre 2015 pour atteindre 33,6\$ en moyenne fin décembre.

²⁸ Production coûteuse pour USA.

²⁹<https://www.planetoscope.com/petrole/209-consommation-mondiale-de-petrole.html>.

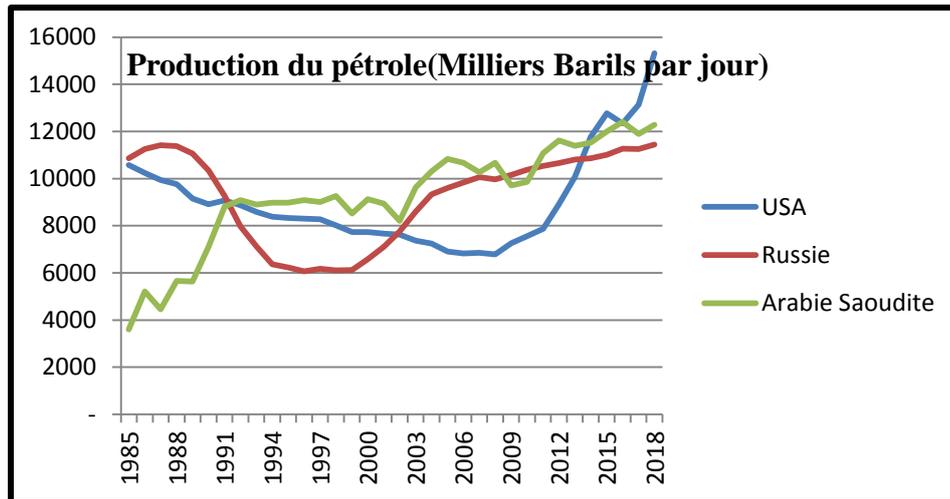


Figure 3: Evolution des trois premiers producteurs du pétrole dans le monde 1985-2018.

Source: BP Statistical Review 2019.

Les États-Unis sont devenus en 2014 les rois du pétrole avec une production de 11,644 millions de barils par jours³⁰ devançant ainsi l'Arabie Saoudite qui produit 11,505 millions, et surclassant aussi la Russie avec ces 10,838 millions de barils. Selon BP, la production américaine a enregistré, la plus grande croissance au monde avec une hausse de 1,6 million de barils/jour. La production a augmenté pendant trois années consécutives, à raison d'un million de barils de plus par jour. Sur la même période, la production de l'Arabie Saoudite n'a progressé que de 112.000 barils et celle de la Russie de 61.000 barils³¹. La source de cette hausse de la production américaine est l'exploitation des hydrocarbures de schiste, grâce aux progrès techniques importants notamment le forage horizontal depuis le début des années 2000 qui a permis d'accroître la rentabilité des puits de manière considérable. À ces facteurs techniques, s'ajoute une réelle implication politique dans le but de devenir plus autonomes, et de réduire leur dépendance à l'égard du Moyen-Orient où la situation géopolitique n'est pas stable. Selon le rapport BP, les américaines semblent atteindre leur objectif en baissant leur importation en 2014 de 50% par rapport à leur plus haut niveau de 2005. Les importations ont chuté à raison de 7,3 millions de barils/jour depuis cette période.

Certains spécialistes affirment que ce changement dans l'ordre pétrolier mondial n'a rien d'une surprise, par contre il faut s'attendre à des conséquences pour ce marché :

³⁰ Brut et liquides de gaz naturel.

³¹ Source: BP Statistical Review 2015.

- ✓ Devenant le leader mondial du pétrole, les États-Unis affirment leur statut de «swing state» ou pays qui détermine l'équilibre entre l'offre et la demande du pétrole.
- ✓ La production américaine a largement contribué à la croissance de l'offre des pays non membres de l'OPEP, ce qui a perturbé l'ordre établi par le cartel depuis de nombreuses années.
- ✓ L'OPEP souligne dans son rapport 2015 que la production de ces pays membre s'est établie en 2014 à 56,48 millions de barils/jour, en hausse de 4% sur un an.
- ✓ En novembre 2014, le cartel a essayé de limiter les ambitions de ses concurrents et de défendre ses parts de marché en maintenant ses quotas de production.

Enfin les progrès réalisés n'ont pu être à la hauteur des proportions souhaitées, et cela s'est traduit par l'inévitable fermeture des puits et une baisse de la production. Le graphique ci-dessous permet de visualiser le début de la baisse rapide et significative de la production de pétrole brut aux États-Unis³² au profit de la Russie, après la hausse de production du début de 2015, suite aux ouvertures de puits 2014.

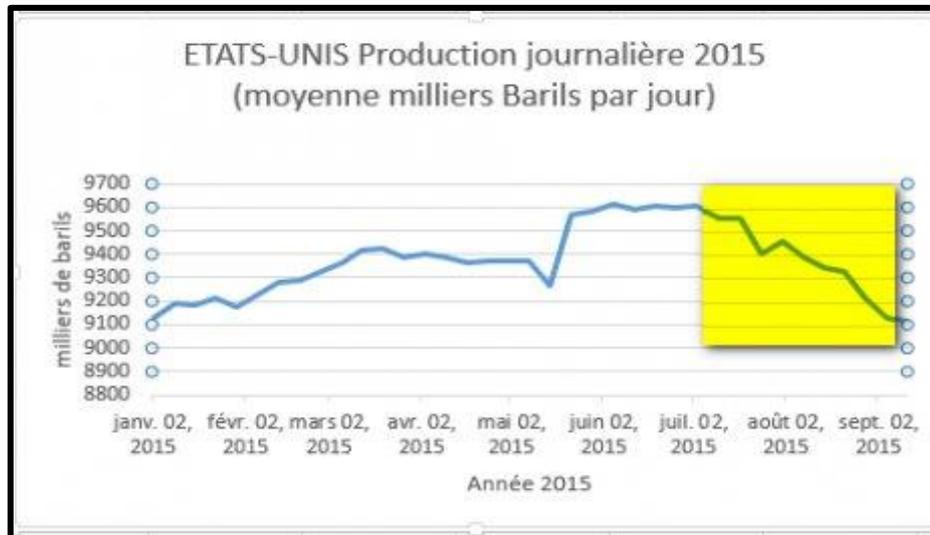


Figure 4 : Production journalière du pétrole aux États-Unis Janvier- Septembre 2015(milliers Barils par jour). Source AIE

³²source AIE.

L'AIE affirme que la production américaine de pétrole devrait lourdement être affectée par cette augmentation de l'offre et qualifié comme un succès la stratégie de l'OPEP entre 2014 et 2015, menée par l'Arabie saoudite, qui consiste à défendre ses parts de marché peu importe le prix, afin de produire l'effet recherché celui d'écartier la production coûteuse et inefficace.

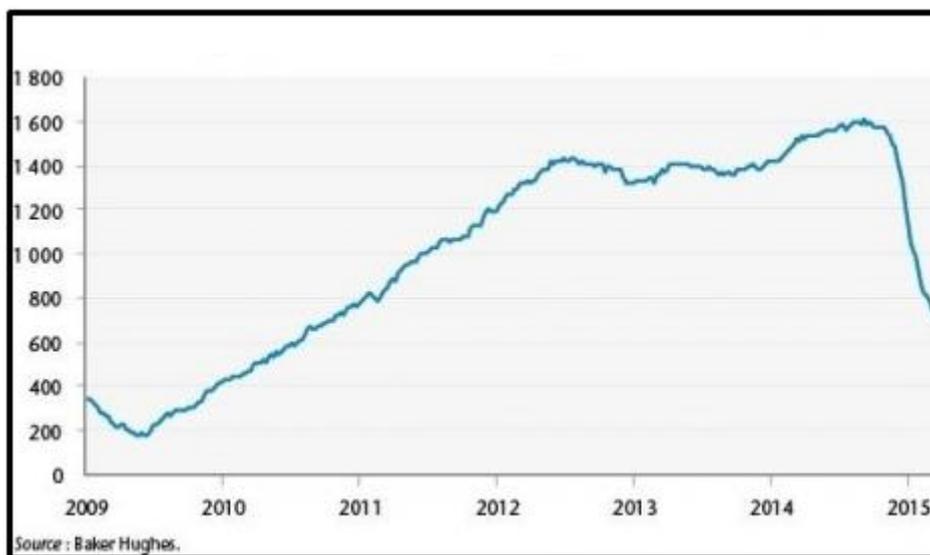


Figure 5 : Nombre de foreuses pétrolière en activité aux États-Unis. Source : Baker Hughes.

Cette production « coûteuse et inefficace » s'observe dans le graphique ci-dessus qui illustre la croissance et la diminution du nombre de foreuses en activité aux États-Unis, face à la baisse des prix du brut au dernier trimestre 2014.

Dans une atmosphère d'instabilité du prix de pétrole et dans un cadre d'un accord afin de soutenir les cours, la production de pétrole de l'Arabie saoudite a atteint un record en novembre 2016. Ce pays exportateur a déclaré à l'OPEP qu'il avait produit 10,72 millions de barils par jour en Septembre contre 10,625 millions de bpj en octobre, et dépassant ainsi le précédent record, de 10,67 millions de barils par jour, datait de juillet 2016³³. En 2014, avec la production américaine de pétrole de schiste qui a provoqué un déséquilibre de l'offre, l'Arabie Saoudite à essayer de faire accroitre le prix du pétrole tout en gardant sa part du marché. Selon Gérard Vespierre³⁴ : « l'Arabie Saoudite aurait pu opter pour une stratégie de prix à court terme en réduisant sa production. Au lieu de cela elle a opté pour le maintien³⁵ et cela

³³ zonebourse.com.

³⁴ associé fondateur de Strategic Conseils, Chercheur associé à la Fondation d'Etude du Moyen-Orient (FEMO).

³⁵voire même une légère augmentation de ses volumes

a provoqué un prolongement d'un niveau de prix autour de 50\$ le baril, atteint depuis le début de l'année 2015 ». Cette stratégie a entraîné une chute du prix du baril par deux entre 2014 et 2015 et a créé un déficit budgétaire du Royaume de 38 milliards de dollars pour 2015 mais le point positif fût que les Etats-Unis ont été forcés de réduire leur production. Le 30 Novembre 2016, un accord OPEP- Hors OPEP à Vienne visant de plafonner la production soutient le niveau de prix qui rejoint les seuils souhaités par les producteurs.

Le graphique 6 montre la croissance de la production du pétrole en Arabie Saoudite ces dernières Années :

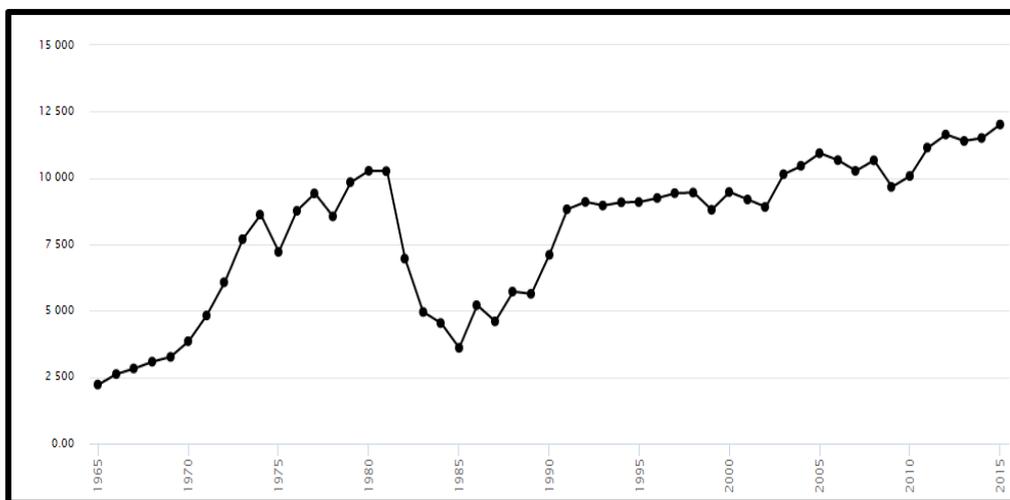


Figure 6 : Production du pétrole (milliers Barils par jour) en Arabie Saoudite.³⁶

Le troisième plus grand producteur est la Russie. Son extraction de pétrole et de gaz naturel a atteint un record national de 534 millions de tonnes en 2015, un volume supérieur de 1,4% aux indicateurs de 2014³⁷ et cela en dépit de la baisse des prix de l'énergie. Concernant l'évolution de la production Russe, on constate des divergences à ce sujet. Selon Sergueï Pikine³⁸: « La hausse de la production est liée aux *investissements* dans de nouveaux gisements et à l'augmentation de la productivité des gisements existants en 2013-2014, lorsque les prix tournaient autour de 110-120 dollars par baril » ainsi et dans un contexte de sanctions économiques, les compagnies pétrolières russes sont contraintes de payer leurs dettes extérieures, ce qui les poussent naturellement à chercher à augmenter leurs revenus, pour cela elles doivent maintenir leur production de pétrole pour conserver des flux financiers positifs. L'autre point de vue sur cette trajectoire de la production Russe se pose sur l'effet de

³⁶ <http://perspective.usherbrooke.ca/bilan/tend/SAU/fr/RS.PET.PROD.PP.BD.html>

³⁷ Selon le journal économique russe Vedomosti

³⁸ Directeur du Fonds de développement énergétique

la chute brutale des prix du pétrole, ainsi une baisse de la production aura lieu à l'avenir aussi bien en Russie que dans le reste du monde, affirme Igor Youchkov³⁹ et cela même en présence de prix élevés. Pour Ivan Andrievsky⁴⁰ « Les plans d'extraction de pétrole sont élaborés dix ans en avance, l'ouverture ou la fermeture de puits sont un processus lent et complexe. De plus, il est nécessaire d'obtenir l'aval des autorités pour tout changement des plans d'extraction d'hydrocarbures, ce qui peut encore faire traîner le processus ».

Le graphique ci-dessous montre la croissance de la production du pétrole en Russie depuis 1985 :

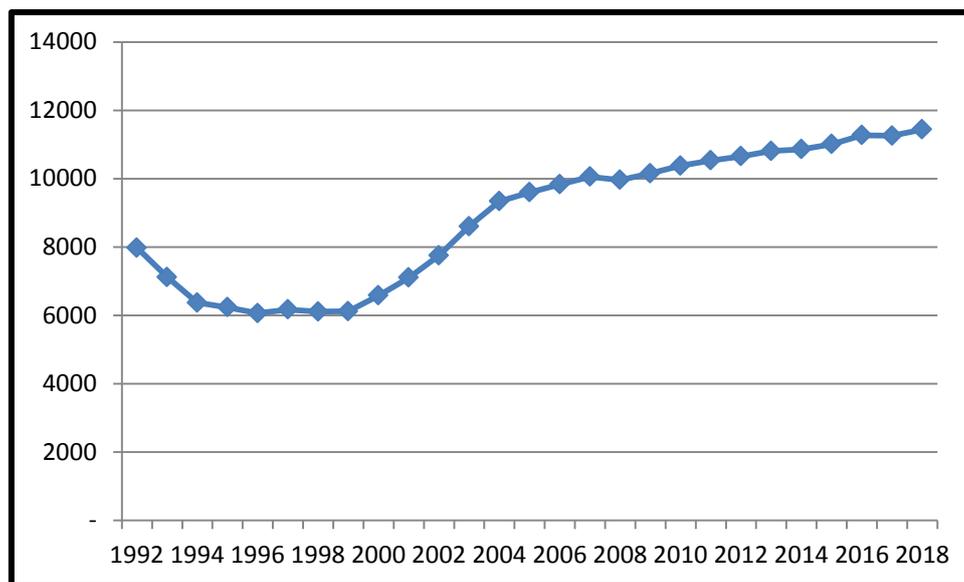


Figure 7 : Production du pétrole (milliers Barils par jour) en Russie. Source BP Statistical Review, 2019.

Entre ces divergences, il faut signaler que les compagnies russes ont prévu en 2015 ou l'exploitation moyenne était de 10,7 millions de barils, leur stratégie à long terme d'extraction pétrolière et annoncé une hausse de leur production.

1.1.1.4 Les différents scénarii de l'offre :

On peut définir un choc pétrolier comme un déséquilibre de l'offre et la demande. On peut classer ces chocs selon la situation de l'offre:

-Offre réduite :

- Entre l'embargo en 1973, révolution iranienne en 1979 et guerre Iran-Irak de 1980 (baisse des volumes produits) le prix du pétrole a connu des évolutions sans

³⁹Expert du Fonds de sécurité énergétique nationale Russe

⁴⁰Président du conseil d'administration de la société d'ingénierie 2K

précédents conduisant à un quadruplement (3 à 12 dollars) puis à un triplement (12 à 36 dollars) de ce prix.

-Offre excessive :

- Entre les contres chocs, les Innovations techniques permanentes⁴¹ et la mobilité des producteurs, une baisse des prix mondiaux était attendue : l'exemple le plus récent est ce qui s'est passé en automne 2014 : face à l'envolée de la production américaine de pétrole de schiste d'un côté et l'Arabie Saoudite qui a voulu défendre ces parts de marché d'un autre côté, l'offre est devenue nettement supérieure que la demande, de plus de 1 million de barils par jour, ce qui s'est traduit par une baisse des prix.

Depuis le 10 décembre 2016, on assiste à un accord qualifié d'historique entre les pays membres de l'OPEP et hors OPEP qui se sont entendus pour réduire leur production d'or noir. Les principaux artisans de cet accord: l'Arabie saoudite et la Russie, qui ont su trouver des intérêts communs face aux Etats-Unis. Ils s'engagent à une diminution de 558 000 mb/j, pour le royaume et de - 300 000 mb/j pour la Russie

Dans l'objectif de faire remonter les prix du baril, l'OPEP a réussi à orienter la politique d'une dizaine d'autres pays producteurs de pétrole pour diminuer leur production. Ils suivent ainsi la voie tracée par l'OPEP pour la réduction de leur production de 1,2 million de barils par jour (mb/j) ou l'Arabie saoudite devrait compter pour un tiers dans ce recul.

Beaucoup de spécialistes doutent du respect de l'accord. Philippe Sébille-Lopez ⁴² le fait savoir « C'est toujours au niveau de l'application des accords que les problèmes se posent, du côté de l'OPEP, mais encore plus du côté des pays qui n'en font pas partie ».A titre d'exemple, en 2001, la Russie n'avait pas respecté les engagements pris devant l'OPEP.

Dans le contexte récent (2018) et après avoir résumé les changements qui ont bouleversé le climat mondial de ce marché, l'établissement de scénarii possibles de point de vue de l'offre est le suivant :

- Non-respect des accords au sein de l'OPEP et les accords établie entre OPEP et Hors OPEP notamment la Russie.

⁴¹Baisse des coûts de production.

⁴²Auteur de Géopolitiques du pétrole (éditions Armand Colin).

- Une production plus importante proportionnellement à la demande entraîne une chute massive du prix chose à éviter par les pays exportateurs.
- Les sanctions contre des pays exportateurs notamment l'Iran et l'état géopolitique au Moyen-Orient laissent penser à une difficulté d'augmenter le prix.

1.1.2 La demande.

L'industrie pétrolière est quelque part la colonne vertébrale de l'économie mondiale. Elle reste la source d'énergie la plus utilisée dans les transports, la pétrochimie représente environ 4,6 % de l'électricité mondiale. Il est bien présent dans notre quotidien avec une consommation de 30 milliards de barils par an environ 13 milliard de litres par jour alors qu'entre 1859 et 1968, l'Humanité a consommé 200 milliards de barils.

L'analyse des ajustements réalisés par les grands pays industrialisés après les chocs pétroliers fait clairement apparaître des pays qui ont su, compenser leur dépendance énergétiques par des capacités accrues d'exportation de produits manufacturés. Parmi ceux-ci on trouve évidemment le Japon, l'Allemagne et dans une certaine mesure, l'Italie. Dans un autre groupe figurent des pays qui ont développé de manière significative leur production nationale d'énergie : La Grande Bretagne et ses hydrocarbures, la France et son programme nucléaire, les Etats-Unis qui jusqu'en 1982 ont pu réduire, grâce au charbon, leur taux de dépendance ; cependant ces pays se trouvent, vingt ans après le premier choc, avec un potentiel industriel considérablement affaibli.

En 2012, malgré la baisse de leur consommation, les Etats-Unis demeuraient les plus gros consommateurs de pétrole. Ils étaient suivis par la Chine et l'Inde dont la consommation croît rapidement⁴³. Les États-Unis à eux seuls représentaient 25%⁴⁴ de la consommation mondiale de pétrole mais l'Asie représente la part la plus importante avec 70% de l'augmentation de la consommation⁴⁵.

⁴³ planetoscope.com/petrole/209-consommation-mondiale-de-petrole.html

⁴⁴ prixdubaril.com/news-petrole/61561-petrole-l-aie-maintient-sa-pr-vision-de.html

⁴⁵ La Chine à elle seule représente la moitié de l'augmentation de la consommation asiatique

La figure 8 suivante montre la répartition de la consommation mondiale de l'Or noir en 2018 :

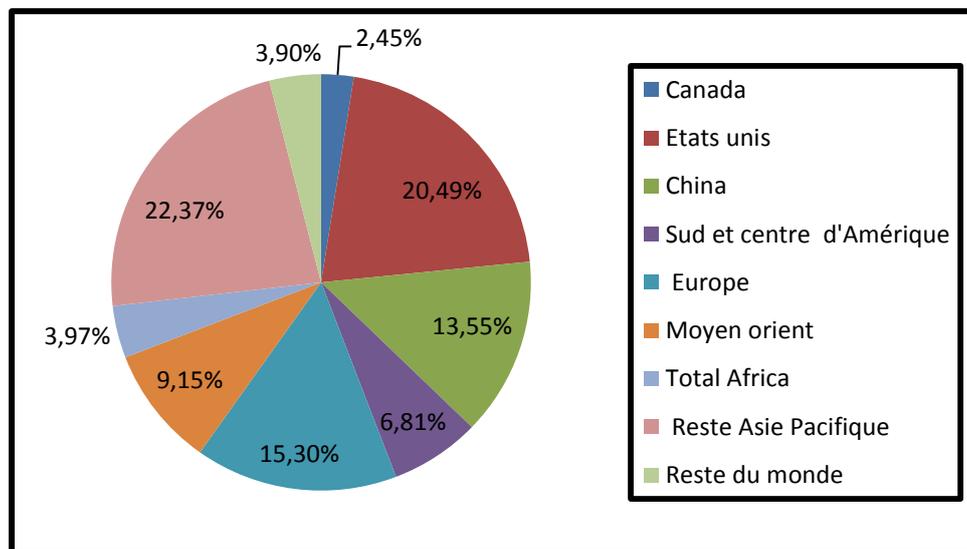


Figure 8 : Répartition de la consommation mondiale de pétrole par pays en 2018. Source BP Review 2019.

Avec les progrès technologiques, certains experts en ressources naturelles prophétisent que le pétrole est déjà de l'histoire passée, les chiffres dément cela. Les secteurs industriels et transports représentent plus de 50% de la consommation du pétrole: il est certes qu'une transition grâce à ces progrès est déjà en œuvre⁴⁶ mais elle reste loin de satisfaire la relation étroite avec la croissance économique des pays tout sachant que 94% des réserves mondiales de pétrole sont situées dans des pays qui ne veulent pas forcément dévoiler l'ampleur de leurs réserves. La figure 9 montre la part de la consommation du pétrole dans les différents secteurs:

⁴⁶ Dix ans pour vendre le premier demi-million de voitures hybrides.

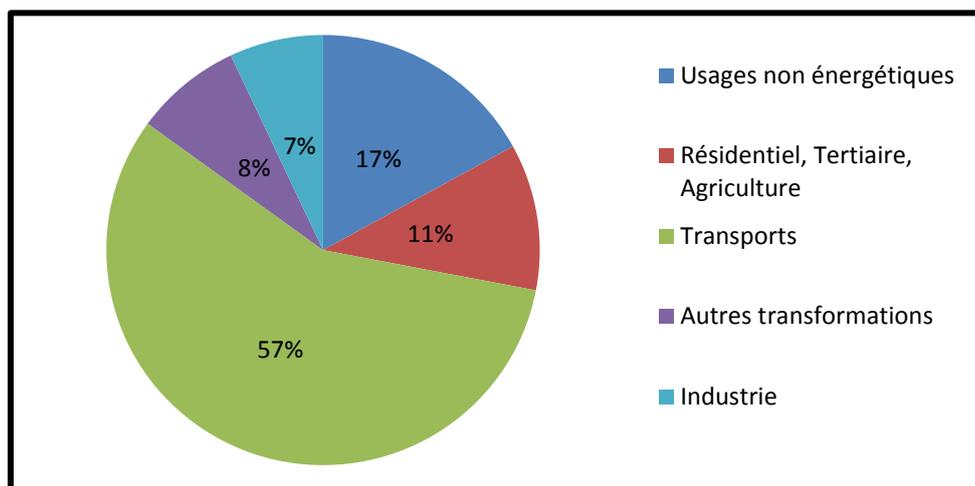


Figure 9 : Répartition par secteur de la consommation primaire de pétrole dans le monde en 2016. Source : Enerdata Global Energy and CO2 Data (2017).

- ✓ La consommation dite des résidentiels⁴⁷, représente 8% de la consommation primaire total.
- ✓ Les moyens de transports représentent plus que le demi de la consommation primaire.
- ✓ L'industrie représente 7 % par de la consommation primaire.
- ✓ Les autres activités humaines ou usages non énergétiques consomment un peu plus du dernier quart de la consommation primaire.⁴⁸

1.1.2.1 Evolution de la consommation dans le monde.

Afin de comprendre la trajectoire de la consommation mondiale de pétrole voici quelques exemples. Entre 1990 et 2008, la consommation d'énergie dans le monde a augmenté de 40%. Cette évolution est due à la stagnation de la consommation des pays industrialisés, et la demande croissante issu des pays émergents avec une forte croissance. La Chine illustre le parfait exemple en passant de 7,5% à 16,4% pour sa part de consommation mondiale. Sur la même période, la consommation de l'Afrique a progressé de 50% mais elle reste marginale dans la consommation mondiale (environ 5,7% pour plus de 15% de la population mondiale).

⁴⁷La partie utilisé directement dans les foyers.

⁴⁸Enerdata Global Energy and CO2 Data (2017).

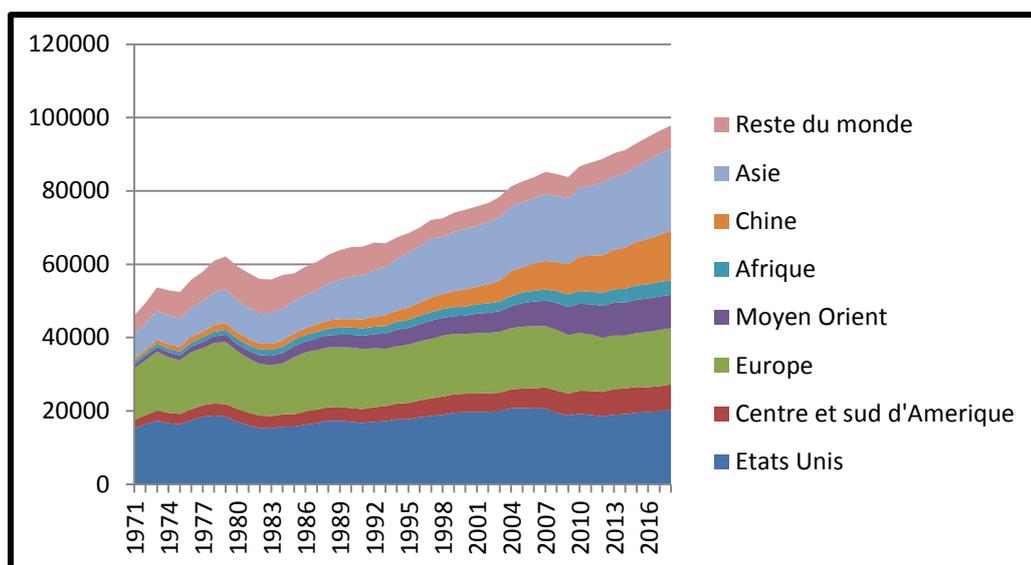


Figure 10 : L'évolution de la consommation de pétrole dans le monde 1971-2018. Source BP Statistical Review, 2019.

	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Allemagne	2352	2404	2344	2336	2374	2443	2321
Arabie Saoudite	3460	3451	3764	3886	3875	3838	3724
Australie	1025	1034	1047	1005	1038	1055	1094
Brésil	2884	3100	3210	3140	2960	3052	3081
Canada	2376	2398	2442	2401	2448	2448	2447
Chine	10242	10750	11239	11986	12304	12840	13525
Corée du sud	2466	2464	2463	2587	2781	2811	2793
Espagne	1300	1203	1199	1243	1288	1301	1335
Etats unis	18490	18961	19106	19531	19687	19958	20456
France	1673	1661	1613	1612	1597	1608	1607
Indonésie	1646	1677	1708	1571	1628	1696	1785
Iran	1882	2064	1959	1804	1749	1843	1879
Italie	1384	1274	1204	1257	1266	1279	1253
Mexique	2083	2034	1960	1939	1950	1883	1812
Russie	3119	3134	3298	3146	3217	3207	3228
Total World	90724	92276	93194	95048	96737	98406	99843

Tableau 3 : L'évolution de la consommation de pétrole dans le monde (mb/j)⁴⁹.

Entre 2012 et 2018, la consommation mondiale de pétrole a connu une progression de près de 10 %. Cette demande est tirée vers le haut essentiellement par la Chine et l'Inde, et dans une moindre mesure par les États-Unis. En revanche, sous l'influence des effets d'une croissance faible, de l'essor des énergies renouvelables et des progrès de l'efficacité énergétique, l'Europe et le Japon confirment une tendance à la stagnation ou à la baisse de longue durée.

⁴⁹ planetoscope.com/petrole/209-consommation-mondiale-de-petrole.html

Le Brésil, dont l'essor auparavant impressionnant et qui a faibli à partir de 2011, a vu aussi sa consommation baisser puis partir vers la hausse depuis 2017. La Russie, dont l'économie toute entière souffre de la chute des cours du pétrole, enregistre également une baisse de sa consommation de pétrole suivis d'une augmentation légère⁵⁰.

L'AIE prévoit un maintien de ce rythme annuel pour passer le seuil symbolique de 100 millions de barils par jour en 2019. Les pays industrialisés de l'Organisation de Coopération et de Développement Economiques(OCDE) enregistrent généralement des hausses modérées (voire des baisses) en raison de leurs évolutions démographiques, de leurs taux de croissance ou des efforts d'économies d'énergie. En 2018, Cette consommation d'énergie finale dans le monde était de près de 99.84 (mb/j).

1.1.2.2 Raisons de la croissance de la consommation mondiale de pétrole.

La consommation mondiale de pétrole est influencée par une combinaison de plusieurs facteurs :

- Une démographie exponentielle

L'augmentation de la population va avoir un impact sur la consommation mondiale de pétrole sachant qu'actuellement la population mondiale est d'environ 6 milliard et qu'on l'estime à 9 milliards entre 2020 et 2050.

- L'industrialisation des pays

Le plein développement économique des pays émergents⁵¹ engendre une forte consommation de pétrole. D'ici 2030, on prévoit que la consommation de pétrole de ces pays représentera 50 % de la consommation mondiale.

- L'évolution du secteur des transports

Comme 97 % des transports dépendent des produits pétroliers et que la mondialisation de l'économie et du commerce enveloppe un important développement de ce secteur, on estime que les transports représentent actuellement 50 % de la consommation de pétrole ; cette proportion devrait passer à 60% d'ici 2030. Autrement dit la consommation de pétrole pour le seul secteur des transports devrait augmenter d'environ 35% d'ici 2030.

⁵⁰ planete-energies.com/fr/medias/chiffres/consommation-mondiale-de-petrole.

⁵¹ Comme la Chine et l'Inde.

- Le manque d'alternatives comparables

Le développement des énergies renouvelables n'a pas atteint un seuil pour substituer au pétrole. Ça nécessite tout d'abord une volonté de rupture avec les traditions issues du pétrole (les exemples suivants montrent l'importance du pétrole dans la vie quotidienne) et ensuite une évolution technologique pour réaliser ce changement.

Des exemples de la consommation de pétrole par habitant en 2017 :

- En Inde, une seule personne consomme 0.9 barils de pétrole par an, soit 145 litres.
- En Chine, une seule personne consomme 2.1 barils de pétrole par an, soit 347 litres.
- Au Brésil, une seule personne consomme 4.2 barils de pétrole par an, soit 669 litres.
- En Allemagne, une seule personne consomme 10,6 barils/an, soit 1 685 litres.
- Un Américain consomme 25 barils de pétrole par an, soit 3 977 litres⁵².

1.1.2.3 Scénarii d'évolution de la consommation d'énergie :

La consommation du pétrole dépend encore des consommations des autres ressources de l'énergie. Dans cette optique, trois scénarii du conseil mondial de l'énergie avec différentes options sont définis par le conseil mondial de l'énergie :

- **Scénario 1** : Grand développement économique avec trois options énergétiques :
 - ✓ orientation vers les hydrocarbures;
 - ✓ adopté le charbon à la suite d'un choc pétrolier;
 - ✓ progression du gaz naturel, du nucléaire et des énergies renouvelables.
- **Scénario 2** : aucun changement par rapport à la situation actuelle.
- **Scénario 3** : écologique avec deux options :
 - ✓ centré sur le gaz et les énergies renouvelables;
 - ✓ basé sur le nucléaire et les énergies renouvelables.

Le troisième scénario est le plus probable à se réaliser puisque plusieurs pays optent dans leurs politiques une préférence aux sources dites propres. Mais la réalisation de ces politiques sur le terrain reste lointain des objectifs tracer. Dans ce contexte, Le pétrole reste pour l'instant la première source d'énergie.

⁵² Source planetoscope.

1.2 Les facteurs indirects.

Après avoir présenté les facteurs directs influençant le prix du pétrole, on ne peut expliquer les variations de ce prix sans citer d'autres facteurs « indirects » dont leurs implications étaient prouvées.

1.2.1 Type du contrat.

Le pétrole, à l'instar de toutes les matières premières, est côté sur les marchés financiers. L'unité de référence est le baril (159 litres) exprimé en dollars US. Les marchés pétroliers peuvent être classés selon trois types⁵³ :

— *Le marché physique à terme* « Forward » correspond aux transactions physiques à livraison différée. Sur ce type de marché s'échangent des volumes de pétrole pour une date de livraison ultérieure (dans 3 ou 6 mois) à un prix prédéterminé. Ce marché est employé par les vendeurs pour garantir l'écoulement de leur production future, et par les acquéreurs pour sécuriser leur approvisionnement, et faire face aux fluctuations futures des cours qui pourraient survenir.

— *Le marché physique au comptant (Spot)* est celui des transactions physiques à livraison immédiate (en tenant compte des délais d'acheminement des produits).

— *Le marché à terme (ou futures)* est un marché où s'échangent des intentions d'achat ou de vente futures à un prix fixé d'avance.

Le marché physique à terme était dominant jusqu'aux années 70 et a cédé progressivement du terrain à la suite de la montée en puissance des marchés pétroliers dans les années 80, et de ceux du marché spot et du marché à terme (de futures).

Le marché spot répondait essentiellement à des contraintes temporaires de planification de la production et de la distribution des sous-produits à l'époque des majors. Ce marché permettait de régler les problèmes de déséquilibre temporaires (excédents et déficits) des producteurs et distributeurs des sous-produits. Ce marché spot présente des inconvénients, le principal était la grande volatilité des prix dans le cours terme : du fait de l'étroitesse de ce marché, un déséquilibre conjoncturel entre offre et demande se traduira par des mouvements de prix de

⁵³Cf. Note de conjoncture internationale, juin 2001 (direction de la prévision – Direction Générale de l'énergie et des matières premières, DGEMP).

grande ampleur. Par ailleurs, les prix de ce marché n'est pas significatif du véritable équilibre caractérisant le marché.

Les marchés à terme (futurs) et à livraison différée (Forwards) remplissent un double rôle : Ils permettent aux professionnels de se couvrir contre les risques de fluctuation des cours (opération d'arbitrage en couverture d'effectifs), et assurent une prise en charge de ces risques par les spéculateurs en contrepartie d'un gain aléatoire.

1.2.1.1 Le marché pétrolier et le type du contrat:

Le concept de marché à terme pétrolier remonte au début du siècle, mais il fallut, toutefois, attendre 1978, pour voir se concrétiser de façon effective sur le New York Mercantile Exchange (NYMEX). La réussite ne fut pas immédiate et a fait même suite à une série d'initiatives infructueuses de la part de ce marché.

En 1974, le NYMEX, tenta d'introduire des marchés de *Forwards* (marché à livraison différée), sur le fuel léger et le fuel lourd. Les contrats mentionnaient Rotterdam permis leurs lieux de livraison. Le choix de cette destination s'expliquait par le fait que la zone A.R.A (Amsterdam, Rotterdam, Anvers), constituait le plus important marché libre du monde. Mais ces deux tentatives échouèrent et ce pour essentiellement trois raisons :

- La première, est qu'à l'époque, le marché libre était encore beaucoup trop étroit pour que les transactions puissent s'étendre aux marchés de *Forward* de façon suffisante.
- La seconde, était que le souci majeur des professionnels résidait dans une recherche de livraison immédiate, du fait de l'embargo, et non en différée.
- Enfin, la troisième raison, était que livrer du fuel à Rotterdam paraissait peu rationnel aux yeux des opérateurs américains.

En Europe, l'International Petroleum Exchange (INP) se crée à Londres en instituant en 1981 un marché à terme sur le gasoil, puis en 1988 sur le brut Brent, en 1989 sur le fuel lourd.

A Rotterdam, sur la nouvelle place du ROEFEX (Rotterdam Energy Futures Exchange), trois marchés sont lancés à la fin 1989 : sur le gasoil le brut Brent et le fuel oil. Un autre marché à terme voit le jour en extrême Orient, en 1989, le Singapour Mercantile Exchange (SIMEX), sur le fuel lourd.

Pour ce qui concerne le marché spot, il va changer complètement d'orientation et sera envahi par le pétrole brut. Les phénomènes qui sont responsables de ce changement d'orientation, sont :

- Le phénomène temporaire qui est l'embargo pétrolier de 1973, que quelques producteurs voulaient détourner en sous-main en se servant du marché de Rotterdam.
- Le phénomène permanent, est le changement dans la structure de l'industrie pétrolière.

Ces deux phénomènes se sont manifestés par trois changements qui ont contribué à faire du marché spot ce qu'il est aujourd'hui :

- Le déséquilibre en approvisionnement des Majors suite aux changements de leur situation juridique dans les pays producteurs.
- Les Etats-Unis sont devenus, au fil des ans et en dépit de la crise de 1973, des grands importateurs de pétrole de brut étranger.
- Les disponibilités en pétrole brut dans le pays de l'OPEP, résultant de la récupération presque totale par ces pays du stade de la production à la commercialisation du brut.

Le marché principal était centré sur la zone portuaire d'Amsterdam-Rotterdam-Anvers, et donnant lieu effectivement à des transactions commerciales entre les pays de la région. Mais ce marché n'est qu'un marché d'ajustement permettant les équilibres entre offres et demandes de différentes sociétés, de différents marchés nationaux. Les prix pratiqués sur ces marchés spot n'ont en tout état de cause aucune signification généralisable d'un point de vue économique, aucune influence et ne représente que quelques pourcent des flux pétroliers internationaux.

A partir du début de 1981, le prix du pétrole sur le marché spot commence à baisser, et s'établit désormais durablement en dessous du prix officiel. Ce retournement est dû pour une part à la contraction de la demande pétrolière résultant de la récession économique dans laquelle le monde occidental s'enfonce alors, de l'utilisation plus rationnelle qui est faite de l'énergie en général et du pétrole en particulier, et des politiques énergétiques mises en œuvre dans plusieurs pays importateurs visant à limiter les achats de pétrole. Pour une autre part, la tendance à baisse des prix du pétrole s'explique par l'accroissement de l'offre en provenance de pays ne faisant pas partie de l'OPEP.

Ces inconvénients sont couverts par les marchés à terme. Ils n'existaient pas dans l'industrie pétrolière sous la première majors, en l'absence de véritable marché, et du fait que ces dernières, en tout état de cause, jouaient le rôle de leur propre assureur.

Le marché à terme du pétrole n'est pas en fait un marché de produits physique mais essentiellement un marché financier fonctionnant en parallèle avec le marché physique. Sur le marché à terme, les opérateurs négocient des contrats.

Le contrat à terme est une promesse de vente d'un produit à une date ultérieure et pour un prix immédiatement fixé. En d'autre terme, le vendeur s'engage à livrer la marchandise à une date donnée, et inversement l'acheteur s'engage à recevoir et à payer la marchandise à cette date.

L'intérêt du marché à terme ne réside pas en effet dans une livraison différée mais plutôt dans la gestion du risque lié aux fluctuations du cours.

Sur le marché à terme du pétrole s'échange des cargaisons le plus souvent fictives, vendue à terme et dont la date de livraison est suffisamment éloignée pour qu'elle puisse passer de main en main avant qu'une date précise en soit fixée.

1.2.1.2 Interprétation des écarts entre les prix des marchés:

Le marché est dit en situation de report « contango » lorsque l'écart entre prix à terme et prix spot est positif. Ce prix de spot ne peut toutefois excéder le coût du stockage du pétrole constitué par le coût du stockage lui-même et le coût d'opportunité financier. En effet, si tel était le cas, un opérateur disposant de capacités de stockage pourrait réaliser un gain sans risque, par une opération dite de « portage » ou « cash and carry » (achat de pétrole au comptant parallèlement à une vente à terme de la même quantité, qui serait stockée jusqu'à l'échéance puis écoulée). De telles opérations tendraient à faire diminuer la base jusqu'à que celle-ci redeviennet inférieure au coût du stockage⁵⁴.

Inversement, le marché est dit en situation de déport (ou « backwardation ») lorsque la base est négative. Le déport n'a pas de limite a priori, mais il reflète une pénurie de physique perçue comme temporaire : le coût du comptant excède le prix à terme, en dépit de l'existence de coûts de stockage, et les opérateurs s'attendent donc à une baisse du prix comptant.

⁵⁴Un ouvrage de référence sur ces questions est Simon Y. et Lautier D. (2001), *Marchés dérivés de matières premières et gestion du risque de prix*, Economica. Voir aussi P.-N. Giraud (2004), *Economie industrielle des commodités*, Université Paris-Dauphine, disponible sur www.dauphine.fr/cgemp/.

L'ampleur du déport⁵⁵ est toutefois limitée par la possibilité d'opérations de « portage inversé » ou « reverse cash and carry » (vente de physique au comptant parallèlement à un achat à terme de la même quantité; à l'échéance, rachat du physique au comptant et vente du contrat à terme). Cette opération est réalisable par un intervenant qui disposerait de physique mais n'en aurait pas l'usage immédiat et serait prêt à s'en défaire provisoirement. On peut voir que le gain d'une telle opération est égal à la somme du coût de stockage et du déport (en valeur absolue).

Dans les situations de déport, le fait qu'il n'y ait plus d'acteurs effectuant de telles opérations (sans quoi, le déport disparaîtrait) indique qu'aucun intervenant ne souhaite se défaire de ses stocks. La détention physique de stocks est ainsi valorisée pour elle-même, d'une manière comparable à la détention de liquidités en matière d'actifs financiers. C'est un avantage dont bénéficie celui qui possède des stocks de physiques en attente par rapport à un intervenant qui ne disposerait que d'un contrat d'achat à terme. La possession effective de stocks permet en effet de faire face à divers imprévus (besoin non anticipé de satisfaire un client, etc.). Formellement, on appelle « convenience yield » le bénéfice associé à cette détention de stocks.

Au total, l'écart entre prix à terme et prix spot est égal au coût de stockage duquel il faut retrancher le « convenience yield ». Les fluctuations de ce dernier (par exemple, augmentation en cas de crainte de pénurie) expliquent le basculement du marché entre situations de report et de déport.

Sur le passé, les épisodes de déport limité apparaissent les plus fréquents et sont associés à des périodes de relative stabilité des prix. Un déport plus important tend à apparaître lors des phases de hausse et/ou de forte volatilité des prix (et donc d'incertitudes élevées). Enfin, les situations de report sont contemporaines des mouvements baissiers sur le spot⁵⁶.

En résumé, le principal inconvénient du marché physique à terme est son manque de souplesse, alors que celle-ci constitue le succès des marchés de futures. Le grand volume des transactions y assure une bonne liquidité, notamment aux échéances courtes (Carnot et Hagege, 2004). Aujourd'hui, on estime que les contrats à terme représentent plus de 50% des échanges mondiaux de pétrole brut, beaucoup plus que le marché spot. Mais le prix sur le

⁵⁵ Commission que paie à un prêteur de titres un spéculateur qui vend à découvert.

⁵⁶ Il arrive que le profil des prix à terme combine des situations de report et de déport, suivant les échéances considérées. Ceci peut survenir notamment lorsque les déports et reports en question sont faibles et que jouent des phénomènes saisonniers (hausse anticipée de la demande en hiver, etc.)

marché spot reste le principal déterminant de la quasi-totalité des autres prix du pétrole (Mileva et Siegfried, 2007), ce qui assure par conséquent la convergence du prix d'un contrat à terme à son échéance vers le prix spot. Le prix à terme (futur) reflète les anticipations des parties prenantes au regard du prix spot. Cependant, la capacité de prédire les prix à terme semble assez faible.

En effet, sur le plan théorique, l'écart entre le prix à terme et le prix spot reflète d'une part, le coût de stockage, et d'autre part, la préférence d'acteurs qui détiennent les stocks physiques. Sur le plan empirique, la relation entre le prix des futures et le prix spot apparaît fragile. Des études économétriques indiquent que les prévisions effectuées à partir des prix à terme sont moins performantes qu'une simple marche aléatoire à horizons courts (Park et Ratti, 2008). De plus, les prix à terme ne nous font guère anticiper la direction des changements de prix. C'est pourquoi le prix au comptant du pétrole semble être plus pertinent à étudier et à prévoir à court et à long terme.

1.2.2 Spéculation.

Avec la deuxième révolution industrielle, le pétrole est devenu l'acteur principal des marchés mondiaux. Cette source d'énergie a attiré toutes les classes. Les spéculateurs ont pu souvent tirer profit de la fluctuation de ce prix ainsi des crises sont apparues. Peut-on prouver que la spéculation est à l'origine d'une augmentation ou une chute brutale ?

Kaldor (1987) définit la spéculation comme l'achat (ou la vente) de marchandises en vue d'une revente (ou d'un rachat) à une date ultérieure, la motivation de cette action est d'anticiper les changements de prix effectifs, et non pas pour création d'emploi, ou d'une transformation ou d'un transfert d'un marché à un autre. « Un spéculateur n'est ni producteur ni utilisateur du pétrole, mais achète et vend du pétrole pour réaliser du profit »⁵⁷.

De nombreuses études : Pirog, (2005) ; Berkman et al. (2008) ; Kraugman, (2008) ; Kaufman et al. (2009) et Fattouh, (2010) ont montré que la spéculation⁵⁸ est une cause essentielle de la flambée des prix du pétrole. Selon Greenspan (2004), la crainte de la position future peut créer une demande additionnelle du pétrole, qui provoquerait une augmentation des prix puisque l'offre est rigide à court terme. Dans leurs travaux, Sornette et al (2009) montrent que la spéculation apporte de la liquidité sur le marché des futures, mais qu'elle peut cependant

⁵⁷Définition introduite par les Commodity Futures Trading Commission (2006).

⁵⁸Un spéculateur n'est ni producteur ni utilisateur du pétrole, mais achète et vend du pétrole pour réaliser du profit. Définition introduite par les Commodity Futures Trading Commission (2006).

détruire les signaux envoyés par le marché physique et ainsi conduire à des volatilités excessives des prix. La spéculation peut être en lien avec un risque de taux : des agents peuvent être amenés à acheter des contrats pétroliers à terme (contrats futures) pour se prémunir d'une variation non souhaitable du cours du dollar. Les contrats sur pétrole sont donc devenus des instruments de couverture et une valeur refuge (Xinhua, 2008) au même titre que les valeurs refuges traditionnelles de matières premières (or, argent). Ainsi, comme le prix du pétrole est libellé en US dollar. La dépréciation du dollar a pour effet d'affaiblir le pouvoir d'achat des pays exportateurs du pétrole, de sorte que les pays de l'OPEP tendent à adopter des stratégies visant à augmenter le prix (Bentzen et Vlademir, 2007). Il existe, en outre, un autre facteur qui conduit à une spéculation de grande ampleur, il s'agit de la peur ou plus exactement des anticipations et prises de positions due à la peur des agents de menaces terroristes potentielles ou d'éventuelles instabilités politiques (Pirog, 2005). Enfin, la demande saisonnière est une autre source d'anticipations spéculatives et des bulles saisonnières (Hamilton, 2006).

L'hypothèse des agents hétérogènes a été justifiée et établie aux niveaux théorique et empirique :

- Sur le plan théorique : si les individus sont homogènes (hypothèse de marché efficient), il devient alors difficile d'expliquer pourquoi ils échangent (le problème de *no trade*).
- Sur le plan empirique, la validité de l'hypothèse vient de l'existence d'un certain nombre d'anomalies, qui conduit à mieux cerner les problèmes rencontrés aujourd'hui par la théorie de l'efficience.

Selon Arrata, Camacho, Hagège, Lecocq et Odonnat (2009), l'intérêt des investisseurs pour les marchés à terme des matières premières, y compris le marché pétrolier, a considérablement augmenté. Gorton et Rouwenhorst (2006) ont souligné de nombreuses caractéristiques importantes de ces marchés, notamment la corrélation négative avec le marché des actions. De ce fait, l'ajout de produits dérivés ayant comme sous-jacent des matières premières permet de réduire le risque d'un portefeuille.

Deux catégories de trader établies par la CFTC (U.S Commodity Futures Trading Commission) peuvent être définies:

- les traders seront définis comme commerciaux s'ils ont déclaré une position à couvrir⁵⁹.
- les traders seront définis comme non-commerciaux si n'ont pas de position à couvrir.

Cette classification n'est pas toujours aussi respectée dans la réalité. Büyüksahin et Harris (2011) montrent que les traders qui décident de ne pas se protéger contre une fluctuation du prix de leur matière première, tout en ayant leur propre point de vue sur l'évolution des prix peuvent être considérés comme spéculateur, avant de rajouter que la catégorie des traders commerciaux inclut essentiellement des "dealers/producers", "manufacturers", " swap dealers" et toute entreprise impliquée dans la matière première en tant que matière première physique. En outre Kilian et Murphy (2014) rajoutent qu'ils peuvent être considérés comme spéculateurs, "des producteurs de pétrole laissant de la matière première dans le sol car ils anticipent une future augmentation des prix".

La catégorie des traders non-commerciaux inclut des "floor brokers" ou négociateur-courtier, "floor traders" ou Négociateur Individuel de Parquet et "hedge funds" qu'est un fonds d'investissement non indexé sur la bourse. Il s'agit de fonds d'investissement conçus pour financer des projets à marge élevée. Les hedge funds cherchent à investir dans des entreprises et à utiliser un effet de levier : ils investissent un fond destiné à faire croître leurs capitaux de façon importante sur les projets engagés. On parle de gestion alternative, car ces fonds sont gérés de façon déconnectée des indices de la bourse. (Büyüksahin and Harris, 2011). Cette dernière catégorie constitue ce qui est appelé les "spéculateurs" puisqu'ils utilisent beaucoup de techniques spéculatives pour gagner de l'argent sur les hausses et les baisses du marché.

Dans le domaine de la finance, la catégorie des traders non-commerciaux accentuent majoritairement les actions spéculatives, étant donné que les acteurs qui y participent, ne sont pas exposés au risque direct physique lié aux matières premières qu'ils échangent. Les traders dits commerciaux font référence donc davantage à des agents économiques en contact direct avec la matière première. Ils ont pour objectif de se couvrir contre une fluctuation de prix sur le marché. Pour clarifier cette idée prenons l'exemple d'un agent européen. Imaginons qu'il achète 100 barils de pétrole à un producteur aux Etats-Unis, et qu'il voudra rapatrier ce pétrole en Europe s'il a l'intention de le vendre à des entreprises utilisant celui-ci comme facteur de production. Le problème pour le négociant, est lié essentiellement au délai de

⁵⁹Lorsqu'un trader prend une position, engage des fonds importants, il doit "se couvrir", c'est-à-dire prendre une position inverse en cas d'erreur d'appréciation de sa part.

livraison. En effet, la livraison peut prendre plusieurs semaines, et l'agent se trouve exposé à un risque de fluctuation du prix du pétrole, entre la date d'achat et la date de livraison à son client final. Pour se couvrir face à ce risque, il va négocier des contrats sur les marchés financiers, avec une contrepartie présentant des besoins opposés. Cette méthode est appelée la "couverture" de risque.

Le second type de traders s'apparente à des investisseurs n'ayant pas de contact direct avec le sous-jacent du produit financier. Ce type d'investisseurs opère en vue de réaliser du profit en négociant un produit à terme sur le marché, dans le but de dégager un bénéfice. On parle en général d'investisseurs spéculant à la baisse ou à la hausse. Spéculer à la baisse c'est anticiper une baisse future sur le marché, contrairement à la spéculation à la hausse qui vise une hausse. En plus de type de trader définis, ce comportement change selon le type du contrat cité auparavant et peut avoir des conséquences en faveur d'une éventuelle spéculation.

Certes, montrer que la spéculation est la cause d'une crise reste difficile à prouver mais selon plusieurs spécialistes ce raisonnement est le plus acceptable. En 2014, le marché du pétrole a enduré un effondrement spectaculaire. Selon le secrétaire général de l'OPEP, l'offre et la demande de pétrole ne justifient pas l'effondrement des cours, associant un rôle probable de «la spéculation». Il ajoute que : «L'offre et la demande ont connu une hausse légère qui n'explique pas cet effondrement de 50%» des prix depuis la mi-juin. Pour lui, si cette chute se poursuit, cela signifiera que «la spéculation contribue fortement à pousser les prix à la baisse» en rappelant que le plafond de «production de l'OPEP (Organisation des pays exportateurs de pétrole) n'a pas changé depuis 10 ans, (resté) à quelque 30 millions de barils (mbj)». En revanche, a souligné le responsable, les pays producteurs non membres de l'OPEP ont augmenté de quelque six mbj supplémentaires leur offre sur le marché, contribuant ainsi à la chute des cours. Soulignons à la fin que la politique monétaire américaine est liée avec le prix du pétrole (section suivant) et que cette masse peut alimenter la spéculation sur les marchés de matière première. Kilian et al (2013) qui expliquent que la flambée du prix réel du pétrole en Aout 2003 ne s'explique pas par les fondamentaux économiques, mais par la financiarisation accrue des marchés à terme du pétrole, qui a permis à la spéculation de devenir un déterminant majeur du prix au comptant du pétrole. Gogolin et Kearney (2016) montrent que des études récentes fournissent des preuves contradictoires de l'impact de la spéculation sur les prix des matières premières.

1.2.3 Taux de change de dollar

La devise américaine reste la monnaie de référence sur le marché pétrolier. L'existence d'un lien entre cette devise et le marché pétrolier est toujours au centre des travaux. . Au niveau empirique, un certain nombre d'études démontre cette relation. Parmi ces études, on peut citer Throop (1993) ; Dibooglu, (1996) ; Amano et Van Norden (1998) ; Bénassy-Quéré, Mignon et Penot (2007) ; Coudert, Mignon et Penot (2007). Le lien détecté est positif au sens où une augmentation du prix du brut s'accompagne d'une appréciation du dollar. En théorie, différents modèles ont également été développés pour illustrer l'interaction entre ces deux variables (Krugman (1983a et 1983b) ; Golub (1983) ; Rogoff (1991). Coudert, Mignon et Penot (2007)) ont montré qu'il existe une relation à long terme et que les fluctuations du dollar ont un impact sur la demande et l'offre de pétrole. Mignon (2009) a montré qu'il y'a une relation positive entre les deux variables, la hausse du prix du brut s'accompagnant d'une appréciation du dollar, avant de rajouter que plus récemment, la hausse des prix du pétrole est associée à la dépréciation du dollar. La rupture de la relation peut s'expliquer par l'émergence de la Chine en tant qu'acteur clé sur le marché des changes, mais aussi sur le marché du pétrole.

Chen et al (2016)⁶⁰ indiquent que les réactions des taux de change du dollar aux chocs des prix du pétrole sont très différentes selon que les variations des prix du pétrole sont dues à l'offre ou à la demande. Le et Duong (2017)⁶¹ ont montré que la variation du prix de pétrole est en grande partie dû à une fluctuation de la valeur du dollar.

La nature de la relation entre le prix du pétrole et le taux de change dollar est d'une importance particulière au vu des variations récentes du prix du pétrole et du taux du dollar. Sur le graphique 11, on remarque une alternance entre les relations positives et négatives. Au début des années 80, la forte appréciation du dollar est conjointe à la tendance baissière du prix du pétrole puis la période 1986-1997 dévoile une relation positive entre les deux variables. Le sens de la relation semble encore inversé sur la période 2002- 2008, le prix du pétrole augmente, tandis que le dollar tend à se déprécier. Il semble donc que le signe de la relation entre les deux variables dépende de la période considérée (calme ou agitée) et qu'il ne soit pas unilatéral. L'explication de cette relation inverse peut se trouver dans la consommation énergétique de la Chine. En effet et pour cette période, la Chine était responsable environ de la moitié de la croissance de la consommation énergétique mondiale

⁶⁰Voir CHEN, Hongtao et al (2016).

⁶¹ Voir LE, Duong (2017)

profitant d'une dépréciation du dollar ce qui a contribué et favorisé la croissance économique chinoise. D'un autre côté, les observations graphiques indiquent que le prix du pétrole brut tend à être en avance par rapport au dollar. En d'autres termes, s'il existe un lien de causalité entre les deux variables, il semble que ce soit du prix du pétrole vers le dollar⁶².

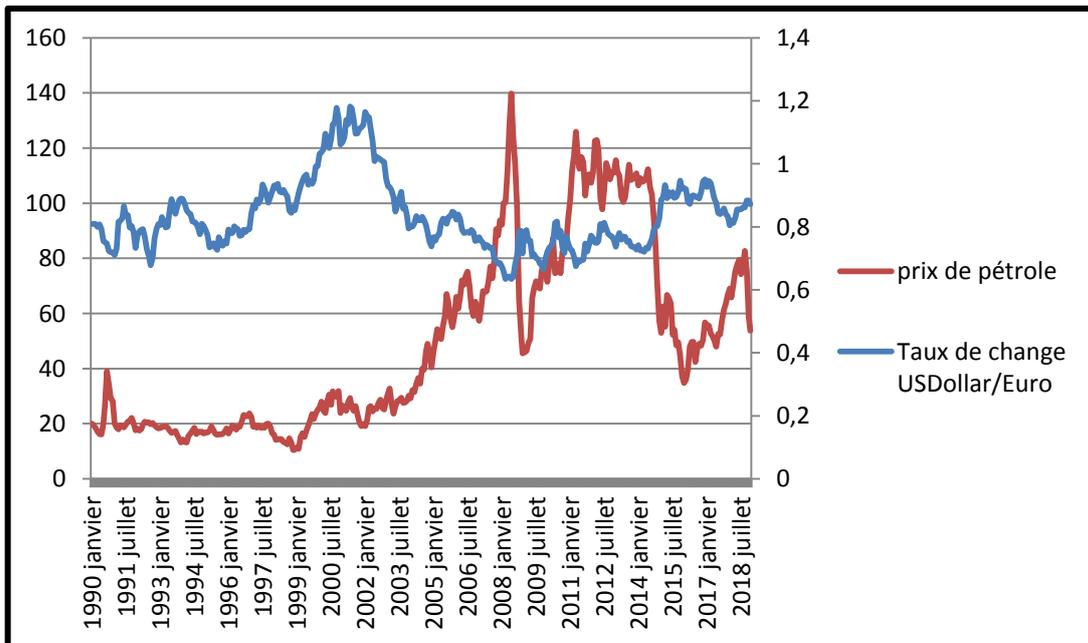


Figure 11 : L'évolution du prix du pétrole et le taux de change du dollar/Euro.

Il faut signaler que d'autres monnaies sont aussi impactées par les cours du pétrole. Quatre devises affichent une corrélation forte avec le pétrole : le Dollar canadien, le Franc suisse, le Dollar australien et le Dollar néo-zélandais⁶³.

➤ Enjeux des pays exportateurs et position de l'OPEP

Le taux de change euro/dollar a une influence sur le cours du pétrole. Il faut noter que la plupart des transactions pour l'achat/vente du pétrole s'effectuent en dollars. Lorsque le dollar baisse, les pays producteurs de pétrole observent une diminution de leurs revenus. Pour compenser une baisse de leur pouvoir d'achat, les pays producteurs de pétrole peuvent soit agir sur leur niveau de production soit acheter une autre monnaie notamment la monnaie européenne. La réalisation de cet équilibre implique un consensus permanent entre les pays membres de l'OPEP et hors OPEP.

⁶² Mignon Valérie. Les liens entre les fluctuations du prix du pétrole et du taux de change du dollar. In: Revue d'économie financière, n°94, 2009. Dollar : fin de règne ? pp. 187-195.

⁶³ mataf.net/fr/forex/edu/trading-forex/explication-de-la-correlation-entre-dollar-us-et-petrole

L'OPEP a pour objectif d'optimiser les recettes de ses membres ainsi que la bonne gestion de leurs ressources pétrolières tout en préservant une stabilité et des bonnes relations avec les acheteurs. Pour cela et en plus des facteurs directs du prix de pétrole, l'OPEP tient compte de la valeur du dollar pour déterminer la quantité à produire. Une baisse par rapport aux autres monnaies entraîne une diminution des revenus des États de l'OPEP ce qui limite leur pouvoir d'achat puisqu'ils continuent à vendre leur pétrole en dollars d'un côté et effectue leur achats dans d'autres monnaies d'un autre côté.

Pour résumer, si les cours du pétrole et du dollar peuvent être liés, il est difficile d'établir une corrélation très ferme. Dès lors, s'il est difficile d'anticiper les variations de change du dollar, il est également très compliqué de prédire les cours du pétrole.

1.2.4 Les facteurs Géopolitiques.

Le pétrole est enchaîné à d'importants enjeux économiques et énergétiques, sa relation avec la géopolitique est étroitement liée que ce soit pour les pays importateurs ou bien les pays exportateurs. Pour les pays importateurs et depuis le choc pétrolier en 1973 essaye d'anticiper nombreuses contraintes, principalement d'ordre politique (dépendance), financier (devises) et environnemental (émissions de CO₂, pollution en ville). Plusieurs pays (européens entre autres) ont engagé une politique de réduction de leur dépendance au pétrole depuis ce choc pétrolier.

L'histoire du prix de pétrole montre l'influence des facteurs géopolitiques sur le prix du pétrole, voici quelques exemples :

- En Octobre 1973 : guerre de Yom Kippour (Egypte – Syrie – Israël). Les pays producteurs de pétrole décident de baisser leur production qui engendre une augmentation du prix de pétrole.
- En 1979 et 1981 : Révolution Iranienne et la Guerre Iran/Irak propulse le prix vers le haut.
- Entre 1981 – 1986 L'OPEP réduit sa production pour maintenir des prix élevés.
- En 1991 : Guerre du Golfe (Koweït-Irak) et la crainte d'une pénurie.
- En 1999 : Accord entre OPEP et non OPEP pour la diminution de la production.
- En 2001 : Attentats du 11 sept, après une légère hausse suivie par une chute des cours.
- En 2002 : l'OPEP décide encore de réduire sa production pour maintenir des prix élevés.

Avec la chute brutal du prix de pétrole en 2014 (offre important) et dans un contexte où la Libye est en train de vivre une sanglante guerre civile, le Nigeria subi des attaques de rebelles sur ses installations pétrolières, l'Indonésie, après avoir suspendu sa participation à l'OPEP importe plus de brut qu'elle n'en exporte, la levée des sanctions sur l'Iran et ces tensions avec l'Arabie Saoudite (divergence militaire sur Syrie et Yémen) et l'Arabie Saoudite qui ne veut pas perdre son quotas sur le marché et faire face aux états unis, la géopolitique joue un rôle primordiale dans les variations de ce prix.

Les divergences au sein de l'OPEP entre membres pro et anti-Américain n'arrangent pas la situation. L'Arabie Saoudite est un allié traditionnel des États-Unis, mais elle est opposée aux deux des pays les plus ouvertement anti-Américains dans le monde, l'Iran et au Venezuela, qui protestent contre son influence sur l'organisation. En plus l'OPEP n'a pas en sa possession des réels moyens de pression sur les États non membres, notamment sur la Russie qui est considérée comme un acteur majeur de raison de ses investissements importants, ses réserves et sa production (qui est équivalente à celle de l'Algérie, l'Équateur, l'Iran, le Nigéria, et le Venezuela réunis). La Russie s'est engagée dans une course à la production. Il y a par conséquence une divergence des intérêts de l'OPEP et la Russie, entre maintien des prix pour l'un et gain de parts de marché pour l'autre.

Après un premier échec à Doha en avril 2016, les pays du cartel avaient réussi à s'entendre fin 2016 pour limiter leur production. Cet accord a eu lieu pour d'une part montrer que l'OPEP n'avait pas définitivement perdu la main et d'autre part renverser la trajectoire du marché inondé de brut entre 2014 et 2016 entraînant un effondrement des prix. Au terme de deux mois d'intenses discussions conduites par l'Algérie, Un accord de principe a eu lieu fin septembre 2016 à Alger et signé fin Novembre à Vienne, où les ministres du cartel s'étaient fixés pour objectif de ramener la production entre 32,5 et 33 millions de barils par jour. L'OPEP a aussi exigé aux pays non membres de l'organisation de porter une partie de cette charge, soit 600 000 barils par jour. La Russie ainsi s'est placée en première position comme producteur mondial avec plus de 11 millions de barils, un record depuis la chute de l'Union soviétique (URSS) en 1991, s'est dit prête à diminuer sa production de 300 000 barils. Un engagement que Moscou a cependant conditionné au respect de ses engagements par le cartel concernant la baisse de la production. Le prix du baril de Brent a rapidement augmenté pour se situer désormais au-dessus des 60 dollars, Le compromis de Vienne a été conclu et les pays producteurs vont se surveiller mutuellement. Les quotas actuels, mis en place en 2016

pour soutenir le prix du baril, ont été prolongés de plus d'un an par les pays exportateurs jusqu'à Mars 2020.

Pour résumer, le prix du pétrole est l'un des signaux le plus suivi et les plus révélateurs de l'économie. Quoique ce prix est coté en bourse mais il restera essentiellement la combinaison des interactions d'un marché physique. Dans ce paragraphe, nous avons introduit les variables influençant la formation du prix du pétrole, et à ses fluctuations. Ceux-ci sont classés en facteurs directs dont l'offre et la demande et des facteurs indirects notamment le type de contrat, la spéculation, le taux change dollar ainsi que facteurs géopolitiques. En ce qui concerne l'offre et la demande, on a essayé de présenter les différents acteurs majeurs de la production de l'Or noir en mettant l'accent sur les principaux producteurs et consommateurs et leurs influences directes sur ce le marché. Ainsi on a essayé de présenter les chocs liés à ce facteur.

Concernant les facteurs indirects, on se basant sur l'histoire de ce prix ainsi que les travaux antérieurs, la présentation de ces intervenants avait pour but de montrer leurs divers impacts sur les variations de ce prix. En d'autres termes, la complexité de la valeur de ce prix nous pousse à essayer de comprendre la part de l'influence des variations de chacun de ces intervenants.

Afin d'élargir notre étude, le paragraphe suivant a pour but de réaliser des approches statistiques permettant de mieux comprendre la source des variations de ces facteurs ainsi celle du prix de pétrole dans le but d'essayer de repérer la modélisation appropriée.

2. Analyse statistique des déterminants du prix de pétrole.

Avant d'entamer les études statistiques des déterminants du prix de pétrole et comme ce prix a connus plusieurs chocs pétroliers, nous trouvons primordial de définir ce qu'est un choc économique d'une façon générale et ces conséquence sur le marché pétrolier en particulier. La définition la plus utilisée d'un choc économique est la modification imprévue de l'offre et/ou de la demande. Ces chocs sont généralement imprévus et non anticipés sur les marchés. Les chocs sont définis comme :

- Des chocs positifs lorsqu'ils se traduisent par une accélération de la croissance à court ou long terme.
- Des chocs négatifs lorsqu'ils provoquent un ralentissement de la croissance voire une récession.

Les conséquences de ces chocs occasionnels disparaissent plus ou moins rapidement ou peuvent laisser des traces durables selon le degré de flexibilité des marchés. Ils peuvent affecter à long terme et donc s'écarter de la trajectoire de la croissance potentielle. L'exemple de la crise la plus récente de 2008 a solidement affecté la croissance potentielle car elle a non seulement entraîné une augmentation du chômage structurel (baisse de l'employabilité de la main-d'œuvre, perte de compétences, détérioration du capital humain) mais a également provoqué une forte baisse des investissements et des dépenses de recherche (retard en R&D) ce qui entravera la croissance future.

De nombreuses publications examinent la distinction des mouvements des prix face aux chocs de la demande ou de l'offre dans le marché du pétrole. Ces études comprennent Huntington (2005) qui parle des conséquences de la hausse du prix de pétrole, Stock et Watson (2003), Nakov et Pescatori (2009) qui évaluent dans quelle mesure la plus grande stabilité macroéconomique aux États-Unis depuis le milieu des années 1980 peut être expliquée par les changements survenus suite aux chocs pétroliers et l'élasticité de la production brute par rapport au pétrole, Blanchard et Gali (2010) dressent une comparaison de la réaction actuelle de l'inflation et de la production aux chocs pétroliers dans un groupe d'économies industrialisées avec celles des années 1970 dans les économies industrialisées. Selon Balke et al (2010) et Kilian (2014), les différentes sources de chocs pétroliers peuvent expliquer certains des changements dont la relation entre les mouvements des prix du pétrole et l'activité économique. Néanmoins, les études empiriques les plus récentes, telles que Baumeister et Kilian (2016) et Baumeister et Hamilton (2019), expliquent que les hausses du

prix du pétrole ainsi que les chocs d'offre sur le marché pétrolier ont des effets beaucoup plus faibles sur l'ensemble l'activité économique que ce que l'on trouve dans les études antérieures.

Ces travaux sur les conséquences des chocs pétrolier vont nous permettre tout d'abord, de mieux cerner la prochaine étape celle de l'analyse graphique et statistique des facteurs influençant le prix du pétrole, ensuite de proposer selon les résultats quel sera l'approche la plus approprié pour procéder à la modélisation ce prix. Cette analyse va porter sur l'offre, la demande, le taux de change et bien évidemment sur le prix de pétrole.

2.1 L'offre : La production mondiale de pétrole.

La production de pétrole dépend des réserves pétrolières ainsi de la capacité de raffinerie et des facteurs technologiques pour l'extraction. Le caractère épuisable de cette source d'énergie fait de l'estimation de ces réserves et l'analyse de leur production deux questions fondamentales pour les politiques énergétiques mondiales. A la suite d'un long processus de maturation, des réserves d'hydrocarbures se sont formées dans des bassins sédimentaires. L'estimation des ressources d'hydrocarbures intéressait déjà l'industrie pétrolière et les économistes au début du 20ème siècle. Autrement dit pour modéliser la production, il faudra estimer les réserves ainsi que les bassins pétroliers sur le point d'atteindre leur maximum de production (bassins matures). De nombreux économistes de l'énergie et industriels du secteur pétrolier s'interrogent sur la forme des courbes de production et en particulier les questions suivantes: La courbe de production est-elle symétrique ? Quels sont les facteurs qui déterminent le plus la forme de la courbe de production du bassin ? Est-il possible de limiter le déclin de la production une fois franchi le maximum de la production ?

Deux catégories de modèles peuvent être distinguées pour la production d'hydrocarbures. La première école, dans la continuité des travaux de Hubbert (1956), repose sur des ajustements graphiques effectués sur les courbes de production pétrolière. Pour les adeptes de Hubbert, la courbe de production est symétrique, et il existerait une forme générale pour les courbes de production de bassin.

Une deuxième catégorie de travaux propose des modélisations expliquant les niveaux de production par de nombreuses variables explicatives telles que le prix du baril de brut ou les investissements effectués. Cette fois, plus aucune hypothèse n'est supposée sur la forme des courbes de production.

Dans tous les cas, les travaux ne s'intéressent jamais à la répartition du pétrole à l'intérieur du bassin alors que la variable taille des gisements est de première importance.

Sous l'hypothèse de l'absence d'implication de facteur externe tels que: le prix du pétrole, les conflits, la géopolitique...ect, la production pétrolière peut être représentée par la fonction :

$$Production = Fonction (réserves, Techniques \text{ et } capacité \text{ d'extractions}).$$

Ainsi les ajustements observés sur cette courbe sont dues aux facteurs externes cités auparavant avec des degrés d'impacts différents.

On s'intéresse de près aux réserves prouvées du pétrole et leurs répartitions dans le monde car ils jouent un rôle déterminant pour expliquer la trajectoire de la production mondiale de pétrole.

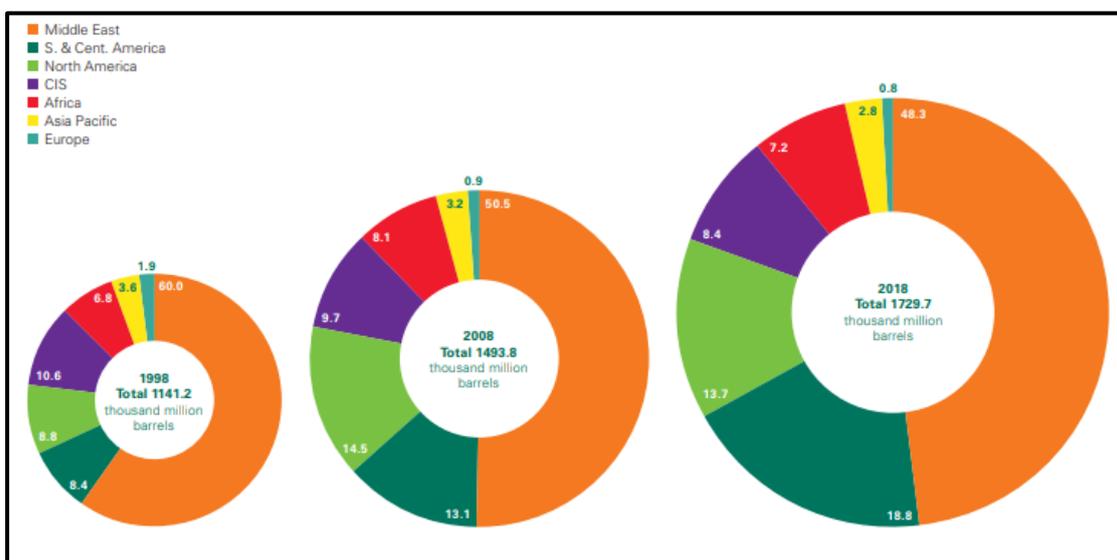


Figure 12 : Répartition des réserves prouvées du pétrole 2018. Source BP Review 2019

Entre 1953 et 1973, les réserves mondiales prouvées de pétrole ont connu une évolution semblable à celle de la production, augmentant de 18,7 milliards de tonnes (Gt) à 86 Gt. Le ratio réserve sur production n'a que faiblement augmenté pendant cette période (de 28,5 à 30,2). Sous l'effet du premier choc pétrolier de 1973, nous assistons à une hausse brutale des prix. En 1979, le deuxième choc pétrolier a entraîné une baisse de la production, la ramenant en 1984 à son niveau de 1973. Le contre-choc pétrolier du milieu des années 1980, dû à la nouvelle politique de l'OPEP d'assouplissement des quotas de production lui a permis de redémarrer ainsi grâce encore à une réévaluation des ressources du Moyen-Orient en 1987 (motivée par le lien qu'avait établi l'O.P.E.P. pour ses membres entre niveau des réserves et

quota de production) les a portées à 137 Gt en 1988 ; elles ont continué de progresser pour s'établir, au début de l'année 2007 à près de 165 Gt ⁶⁴. Elle n'a cessé de croître depuis lors et se situait en 2006 à 3 900 Mt.

À la fin de 2018, les réserves de pétrole totalisaient 1730 milliards de barils, en hausse de 2 milliards de barils par rapport à 2017. Le ratio Réserves / Production mondial indique que les réserves de pétrole en 2018 ont représenté 50 ans de production actuelle. L'OPEP détient 71,8% des réserves. Les principaux pays en termes de réserves sont le Venezuela (17,5% des réserves mondiales), suivi de près par l'Arabie saoudite (17,2%), puis le Canada (9,7%) et l'Iran (9,0%).et en Irak (8,5%).

En ce qui concerne les techniques et la capacité d'extraction, elle se pose sur la nature et la taille des gisements ainsi que les investissements réalisés pour optimiser l'extraction. En se basant sur cette fonction, on essaiera de décoder cette courbe de la production mondiale de pétrole :

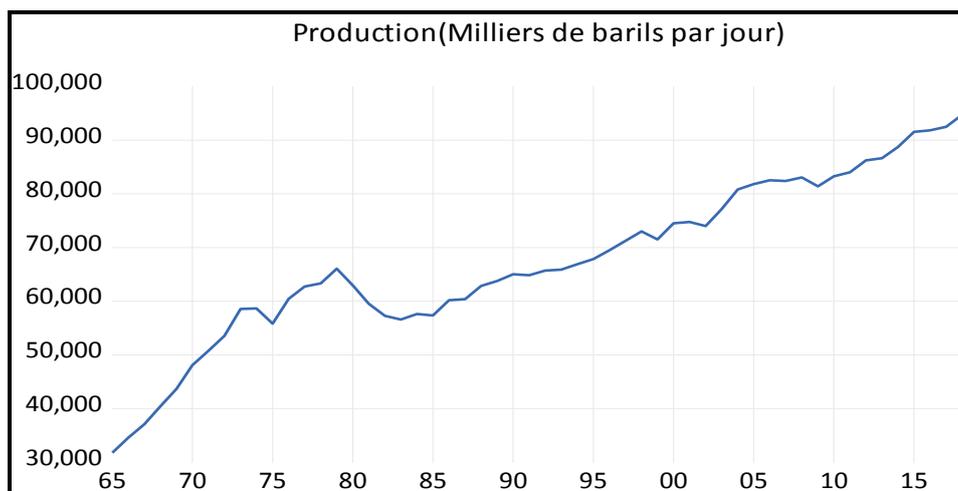


Figure 13 : Production mondiale de pétrole brut (Milliers de barils par jour⁶⁵) entre 1965 et 2018 (Source: Review BP 2019)

La production annuelle mondiale de pétrole semble engendrer une augmentation linéaire dans l'ensemble de la période et cela avec quelques phases de récession due soit :

-Aux facteurs géopolitiques : L'exemple le plus marquant est le premier choc pétrolier provoqué par l'OPEP suite à la guerre Arabo-Israël. La réduction et la fermeture des vannes ont propulsé les prix du pétrole vers le haut.

⁶⁴ universalis.fr/encyclopedie/petrole-geographie-du-petrole.

⁶⁵ La tonne d'équivalent pétrole (TEP). Une tonne de pétrole brut fait entre 7 et 9,3 barils de pétrole.

-Une baisse du prix de pétrole : Dans ce cas L'OPEP utilise souvent comme recours la réduction de la production du pétrole. L'exemple le plus récent est l'effondrement des prix en 2014 causé par une production excessive.

La période mensuelle 1990-2018 permet mieux de voir ces fluctuations (*Le choix de l'échantillon repose sur la disponibilité des données*). L'échantillon choisi inclut une période de vingt-neuf dernières années. Cette période était marqué par les conséquences de la guerre d'Irak- Koweït, la flambé des prix, la crise financière et tout récemment par la production excessive due au pétrole de schiste suivis par un accord qualifié d'historique : OPEP+ entre les membres de l'OPEP et la Russie.

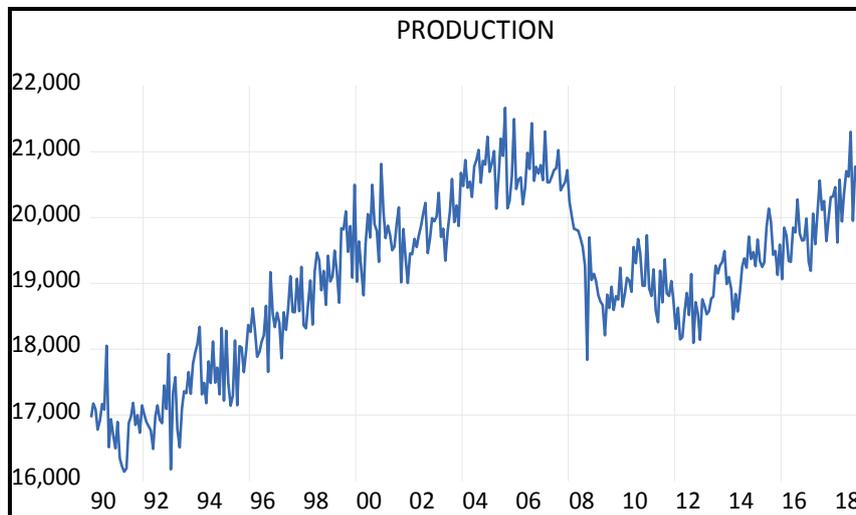


Figure 14 : La production mensuelle mondiale (Milliers de barils par jour) de pétrole de Janvier 1990 à Décembre 2018.

Les Statistiques descriptives nous dévoilent une moyenne de 19079 Milliers de barils par jour pour la période avec un écart-type important de 1223,587Milliers de barils par jour.

Mean	Median	Maximum	Minimum	Std, Dev,	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera
19079,66	19215,38	21666,06	16138,77	1223,587	-0,390664	2,451068	13,22108

Tableau 4 : Résultats statistiques de la production mensuelle mondiale du pétrole entre 1990 et 2018.

La production mondiale de pétrole semble être affectée à une tendance positive dans l'ensemble avec quelques périodes de récessions. La série en elle-même semble subir beaucoup de variations. L'allure de cette chronique nous amène à suspecter la présence d'une saisonnalité appuyée par les tests de Fisher.

Les hypothèses de symétrie et d'aplatissement de la fonction de distribution de la variable production, ne sont pas acceptées et par conséquent la loi normale ne l'est pas également.

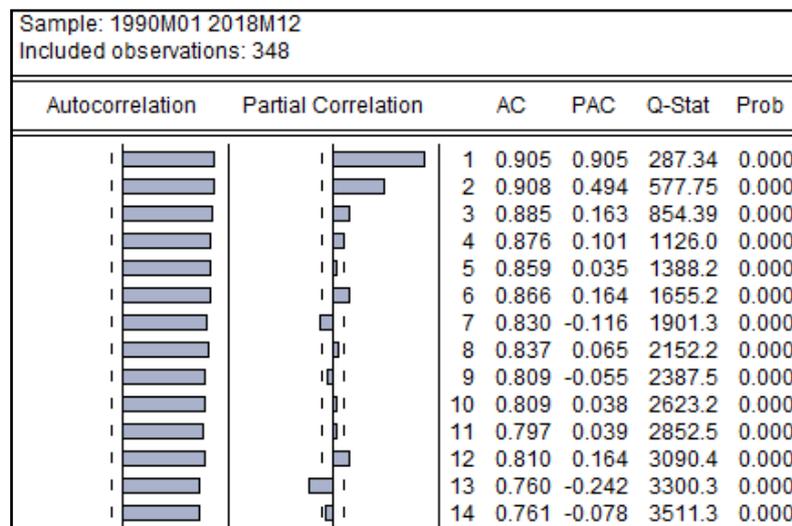


Figure 15 : Le corrélogramme du logarithme de la production mensuelle mondiale de pétrole de 1990 à 2018.

Le corrélogramme de la production nous dévoile une décroissance lente de la fonction d'autocorrélation et le premier pic significatif de la fonction d'autocorrélation partielle, ce qui tend vers l'hypothèse de présence de racine unitaire ainsi la présence d'une tendance dans la chronique.

On s'intéresse à la stationnarité de notre chronique. Après avoir rejeté l'Hypothèse de l'homocédasticité et désaisonnaliser notre chronique (Annexe1.1), on teste si notre série possède une racine unitaire.

Valeur calculée	-2,049167	-2,145243	1,301435
Valeur critique (5%)	-3,423377	-2,870004	-1,941778
résultat	Ho modèle 6 acceptée	Ho modèle 5 acceptée	Ho modèle 4 acceptée

Tableau 5 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : logarithme de la production mondiale du pétrole pour l'échantillon 1990 à 2018

La méthodologie de test de Philips –Perron (série hétéroscédastique) appuient l'hypothèse de présence de racine unitaire et concluent à un processus DS sans dérive. La stationnarité de la série se fera par l'application d'un filtre aux différences premières.

Suite à la présentation des caractéristiques de cette chronique, nous nous intéressons à l'évolution de la production mondiale de pétrole et son prix.

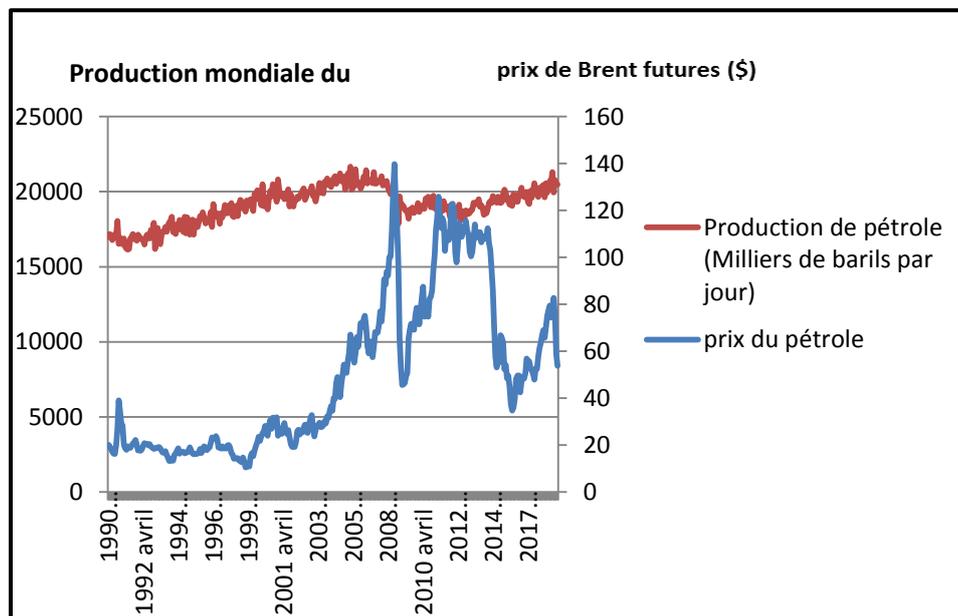


Figure 16 : Evolution de la production mondiale et le prix du pétrole.

A partir de cette figure 16 et pour cette période de Janvier 1990 à Décembre 2018, on peut décomposer la relation entre la production et le prix du pétrole en trois phases :

-Une phase avec relation positive : la relation positive entre ces deux variables ne suit pas l'intuition économique, elle peut être remarquée sur l'encadrement 1 de la figure 17 et expliquée par:

- Une augmentation de la production plus importante que de la demande.
- Une diminution des réserves.
- Plusieurs facteurs dont la spéculation, les enjeux politiques, la croissance mondiale et le taux de change de dollar.

-Une phase avec relation négative : Cette relation est acceptable de point de vue économique en supposant que la demande est plus au moins constante (encadrement 2 sur la figure 18) mais n'explique pas à elle seule les variations beaucoup trop importantes du prix du pétrole.

-Une phase de forte volatilité : L'instabilité du marché du pétrole engendre une forte volatilité du prix du pétrole qu'on peut détecter sur le graphe précédent pour les périodes et qui n'est pas suivis par une forte volatilité de la production de pétrole.

Certes que la fonction de la production du pétrole est affectée principalement des réserves prouvées et la capacité d'extraction mais d'autres facteurs l'affligent occasionnellement avec des degrés différents. On retrouve : la demande, les taxes, des aléas tel que la météo, les guerres, les conséquences des chocs pétrolier, la production des autres formes d'énergie et le prix du pétrole. Toutefois les spécialistes observent cette courbe avec le plus grand intérêt afin de détecter le pic de la production mondiale du pétrole puisque plusieurs pays producteurs l'ont déjà atteint, afin de mieux cerner sa trajectoire et par conséquence l'évolution de son prix.

Enfin, il faut signaler que vue l'importance de ce facteur et ces impacts observés sur le prix du pétrole et dans le cas d'une utilisation d'un modèle à changement de régime, le considérer comme source de changement entre deux ou plusieurs régimes pourra mieux expliquer les variations du prix de pétrole.

2.2 La demande de pétrole.

Traditionnellement, la demande d'énergie a été étroitement liée à la croissance économique et une fois que les autres formes d'approvisionnement énergétique ont été identifiées, le pétrole jouera l'épine dorsale de cette demande. Cependant, en présence d'une hausse significative du prix de l'Or noir, cette méthode perdra quelque peu de sa pertinence maintenant que les prix permettent la concurrence avec les autres formes d'énergie.

Il est courant d'utiliser plusieurs classifications dans le secteur de l'énergie. La première catégorie consiste à distinguer l'énergie primaire de secondaire. L'énergie primaire peut être considérée comme une énergie encore à l'état naturel. D'une part, elle peut être divisée en deux types: l'énergie commerciale et l'énergie non commerciale. D'autre part, l'énergie secondaire produite par la conversion d'énergie primaire. La deuxième classification possible est contre le remplacement des sources d'énergie traditionnelles par de nouvelles. Enfin, une classification finale peut être faite entre deux sources d'énergie continues et intermittentes⁶⁶.

L'énergie se présente sous différentes formes dont les principales sont :

- L'Électricité,
- Le Gaz,
- Le Charbon,
- Le Pétrole.

Pour certaines utilisations, compte tenu de la technologie de production utilisée, du temps de remplacement et du coût d'investissement du nouvel équipement, il est impossible de substituer immédiatement ces formes d'énergie. Pour d'autres, le remplacement est possible.

Concernant la forme d'énergie qui nous intéresse, le cernement de la trajectoire de la demande du pétrole fait face à deux problèmes majeurs :

- L'approvisionnement du pétrole.
- Le mix énergétique.

Tout d'abord, son approvisionnement joue un rôle extrêmement important dans le système économique mondial (Lasschuit et Thijssen, 2004 ; Chima, 2011). Toutefois, la gestion de cette chaîne d'approvisionnement pétrolière passe par une étape théorique (étude du marché, le prix, la disponibilité (l'offre) et surtout le coût subis) puis des perspectives d'application pour atteindre les deux principaux objectifs celle de maximisation des profits et minimisation des risques.

La complexité de cette chaîne d'approvisionnement est due au fait que la consommation du pétrole est affectée par différents facteurs externes tels que conditions météorologiques, le développement économique, les conflits et les instabilités politiques (Chen et Lee, 2004). Selon le rapport de British Pétroléum, la consommation mondiale de pétrole a augmenté de 76 875 à 99 843 milliers de barils par jour entre 2000 et 2018 avec une évolution importante d'une année à l'autre. A partir de cela Aburto et Weber (2007) considèrent que les prévisions

⁶⁶ Les sources d'énergie intermittentes sont les sources de production d'énergie renouvelable correspondant à des flux naturels.

de la consommation de pétrole sont une tâche cruciale dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement du pétrole.

Ensuite, la consommation du pétrole réagit aussi avec d'autres sources d'énergie des fois substituables, on parle dans ce cas du mix énergétique qui lui aussi dépend des politiques économiques établit par les pays. En 2017, le pétrole était le produit énergétique le plus consommé avec environ 32% de l'énergie primaire mondial⁶⁷. Dans ce contexte, plusieurs études se sont intéressées à cette consommation d'énergie en appliquant des modèles économétriques comme Crompton et Wu (2005) avec modèles vectoriels bayésiens autorégressifs (BVAR) pour prédire la consommation de la Chine de différents types de l'énergie, y compris le pétrole, le charbon, le gaz et l'hydroélectricité. Ediger et Akar (2007) ont utilisé les modèles autorégressifs (ARIMA) et les saisonniers (SARIMA) pour la prévision de la consommation d'énergie primaire de la Turquie à partir de 2005 jusqu'en 2020, couvrant le pétrole, le gaz naturel et le charbon. Albayrak (2010) applique les modèles ARIMA pour prédire la production et consommation de pétrole, de gaz naturel et de charbon en Turquie entre 1923 et 2023.

Étant donné que les modèles économétriques ci-dessus pourraient avoir des difficultés à capturer la forme complexe de la consommation des énergies (Yu, Dai et al 2016), d'autres approches sont été réalisés telles que l'intelligence artificielle (AI) et approches d'apprentissage automatique avec un auto-apprentissage puissant qui a récemment été introduite. Ermis, Midilli, Dincer et Rosen (2007) ont analysé la trajectoire de la consommation de pétrole, de gaz naturel et de charbon avec la méthode réseaux de neurones ou bien encore Geem et Roper (2009) qui l'ont utilisée pour estimer la demande de pétrole, charbon et autres énergies en Corée du Sud.

Canyurt et Ozturk (2008) ont conçu trois scénarios pour prévoir la consommation de combustibles fossiles en Turquie. Assareh, Behrang, Assari, et Ghanbarzadeh (2010) ont travaillé sur la prédiction de la consommation de pétrole en Iran. Les modèles dynamiques de l'équilibre général stochastique (DSGE) ont été utilisés pour examiner l'effet des chocs d'approvisionnement en pétrole sur les prix mondiaux du pétrole et l'activité économique globale.

⁶⁷ Selon les statistiques de BP de World Energy publié en 2016.

Malgré ces tentatives prévisionnelles de la trajectoire de la consommation de pétrole, les modèles proposés restaient insuffisants. En effet, la consommation était traitée généralement comme une partie distincte alors qu'en réalité des facteurs tels que: le prix du pétrole, approvisionnement en pétrole et stocks de pétrole influencent son mouvement (Zou et Chau, 2006; Nel et Cooper, 2008; Benes et al., 2015) et des facteurs exogènes tels que développement, les conditions météorologiques extrêmes, la guerre et les conflits, et instabilités politiques (Atalla, Joutz et Pierru, 2016). Tous récemment, Yu, Lean, Zhao, Yaqing, Tang, Ling, et al (2019) proposent un modèle de la consommation de pétrole en ligne, basé sur de grandes données et utilisant le « Google Trend ». Ce modèle comporte deux étapes principales, l'investigation des relations et l'amélioration de la prédiction. La difficulté dans telle modélisation est celle de sélectionner les variables les plus efficaces pour expliquer cette trajectoire de la consommation de pétrole sachant que beaucoup de ces variables sont très difficiles à quantifier; mais Avec le développement rapide des grandes technologies de l'information et d'Internet, une riche mine de grandes données en ligne peuvent être utiles.

Après avoir présenté ces différents types de modélisations concernant la consommation d'énergie dont la consommation du pétrole, on applique une approche statistique à l'évolution de cette dernière pour essayer d'expliquer son influence sur l'apparition du prix de pétrole.

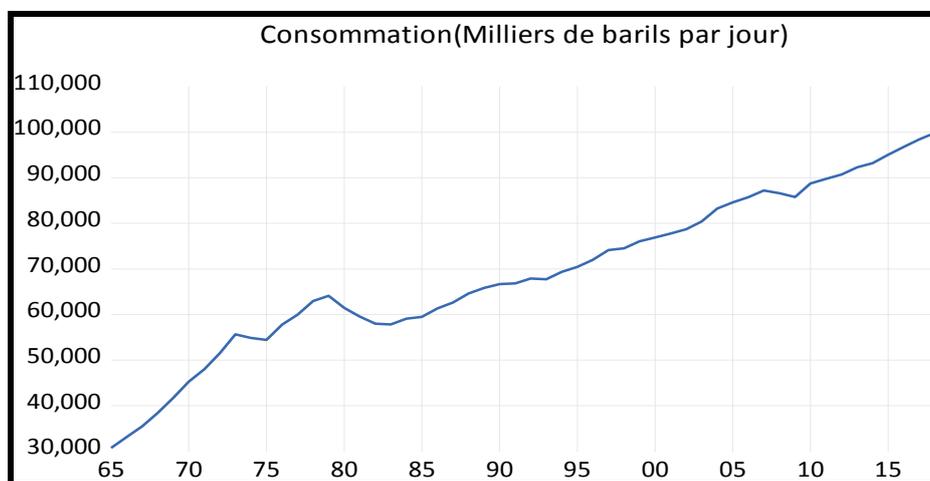


Figure 17 : La consommation mondiale de pétrole (Mb/j) de 1965 à 2018.

Le graphique de la consommation mondiale entre 1965 et 2018 annuelle exhibe une augmentation significative affectée par des chocs de source politique ou bien économique. La consommation pétrolière est représentée par cette fonction tout en supposant la non intervention des facteurs externes-t-elle que les le prix, les guerres, ...ect.

Consommation= Fonction (approvisionnement, mix énergétique).

Selon la disponibilité des données et afin d'approfondir notre étude, on s'intéresse de près à la consommation mondiale du pétrole. En raison de l'absence de données vérifiées de cette consommation, on se base sur les chiffres annuelles délivrés dans le rapport de British Pétroléum ainsi que Les chiffres concernant cette consommation dans les secteurs résidentiel et commercial, industrielle, transports et électricité divulgués par AIE (ces trois secteurs représentent plus de la 68% de consommation mondiale du pétrole en 2018) pour estimer cette consommation mensuelle mondiale du pétrole.

L'allure de ces données mensuelles est représentée sur la figure suivante :

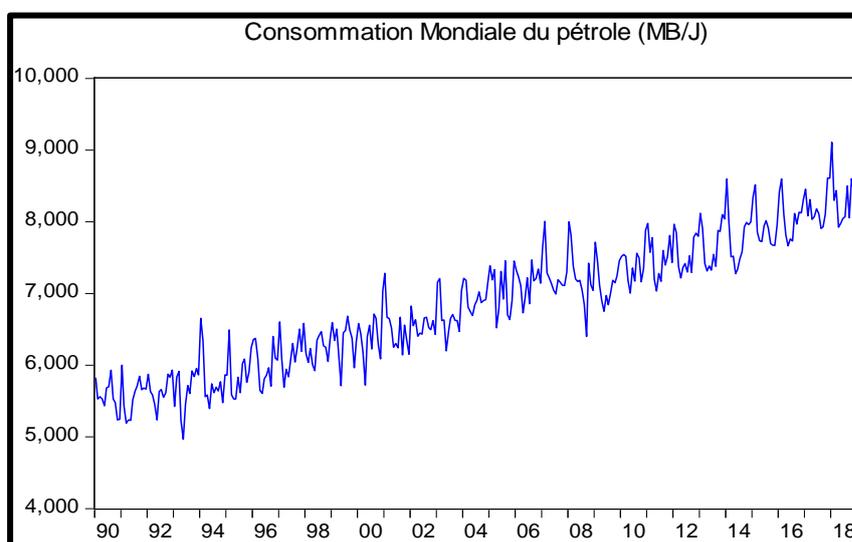


Figure 18 : La consommation mensuelle mondiale de pétrole de 1990 à 2018

Les variations de cette chronique mènent à penser à une éventuelle présence de saisonnalité. Ils sont confirmés grâce aux tests de Fisher à partir de l'analyse de la variance.

Mean	Median	Maximum	Minimum	Std, Dev,	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera
5484,193	5497,845	6662,444	4300,498	451,619	-0,005678	2,5857	2,4898

Tableau 6 : Résultats statistiques de la consommation⁶⁸ mensuelle mondiale du pétrole entre 1990 et 2018.

⁶⁸ Total du pétrole consommé par les secteurs commercial, l'électricité et industrielle.

Pendant cet intervalle temporaire, la consommation moyenne mensuelle du pétrole était de l'ordre de 5484 (MB/J). Elle a progressé d'environ 44% entre 1990 et 2018. Cet accroissement peut être expliqué en grande partie par la croissance mondiale. D'un autre côté, ces statistiques descriptives nous dévoilent le refus de l'hypothèse de normalité qui provient du fait que l'hypothèse d'aplatissement n'est pas acceptée. En revanche l'hypothèse de symétrie est acceptée.

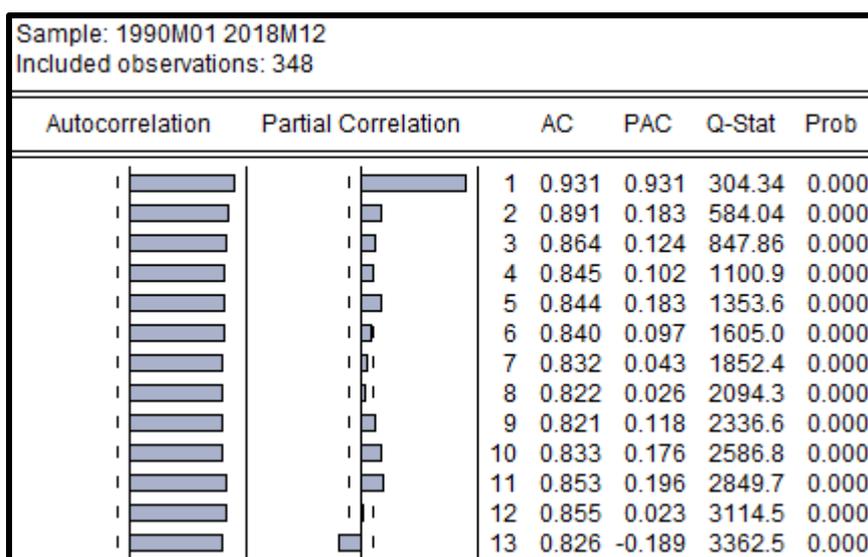


Figure 19: Le corrélogramme de la consommation mensuelle mondiale de pétrole de 1990 à 2018.

L'autocorrélation est nettement présente dans la série concernant la demande de pétrole. Tout comme la production, et après avoir désaisonnalisé notre chronique grâce à la décomposition STL (annexe 1.2), on effectue les tests de Philips-Perron pour examiner la présence de racine unitaire. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

Valeur calculée	-2,6532	0.007466	5.0090
Valeur critique (5%)	-3,4231	-2,8698	-1,9417
résultat	Ho modèle 6 acceptée	Ho modèle 5 acceptée	Ho modèle 4 acceptée

Tableau 7 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : logarithme de la consommation mondiale du pétrole pour l'échantillon 1990 à 2018

En s'appuyant sur ces résultats, on confirme la présence d'une racine unitaire la présence un processus DS (Trending Stationary). La stationnarisation de cette chronique se passe par l'application d'une différence première.

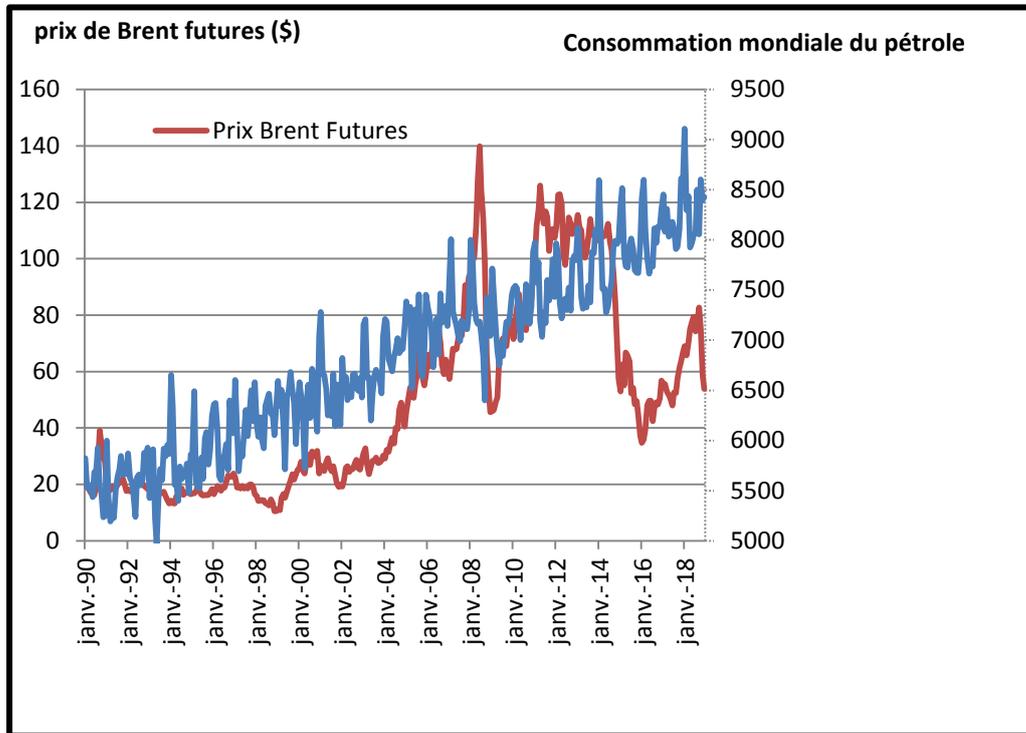


Figure 20 : Evolution de la consommation⁶⁹ mondiale et le prix du pétrole.

On constate sur la figure 19 que les variations de la consommation mondiale ne justifient pas à elles seules les variations du prix de pétrole. Prenons l'exemple de la crise financière de 2008 ou on assiste à une chute conséquente de consommation suivis par un effondrement du prix de pétrole alors que cette chute devrait être suivie d'une augmentation significative du prix.

Pour résumer, les résultats statistiques affirment que la fonction de la consommation du pétrole est affectée de plusieurs facteurs et non seulement à l'approvisionnement et le mix énergétique. Ces facteurs rendent cette courbe saisonnière dans sa fréquence mensuelle. Le prix de pétrole a une influence légère sur la consommation (elle est plus impacté par la croissance économique) alors que dans l'autre sens, son impact sur le prix du pétrole reste à décrypter en tenant compte de tous les facteurs.

⁶⁹ Total du pétrole consommé par les secteurs commercial, l'électricité et industrielle ajusté.

Nous nous interrogeons sur la capacité de la consommation mondiale du pétrole dont la relation avec le prix est inévitable, de provoquer un changement structurel dans ce dernier.

2.3 Le taux de change Euro/dollar :

Il existe une relation très forte entre les cours des devises et celui du pétrole. La raison est simple: pour acheter du pétrole, il faut changer sa monnaie pour la devise du pays producteur ou réaliser la transaction en dollars.

Les relations et les équilibres entre le prix du pétrole et le dollar sont complexes et changent rapidement. Si les cours du pétrole et du dollar peuvent être liés, il est difficile d'établir une corrélation très ferme. Dès lors, s'il est difficile d'anticiper les variations de change du dollar, il est également complexe de prédire les cours du pétrole. Autre que le dollar Américain, on peut observer que d'autres monnaies montrent une corrélation forte avec le pétrole : le Dollar canadien, le Franc suisse, le Dollar australien, le Dollar néo-zélandais et l'Euro.

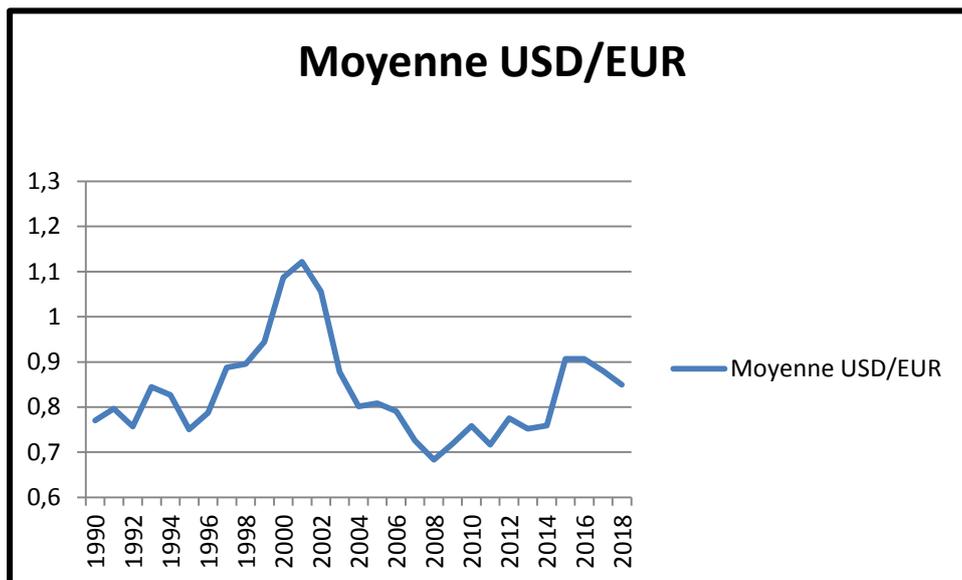


Figure 21 : Evolution du taux de change annuelle Euro/Dollar.

Pour éviter des crises dues à la dépréciation d'une monnaie, la plupart des pays producteurs de pétrole diversifient leurs réserves de changes entre le Dollar Américain et l'Euro. L'exemple de la Chine qui est un grand importateur de pétrole diversifie ces réserves de changes que lui procurent ses exportations.

Nous nous baserons dans notre étude sur le taux de change Dollar/Euro car ce sont les deux devises les plus échangées dans le monde et non pas de l'indice du Dollar Américain qu'est composé de six devises étrangères qui sont: l'Euro (EUR) ; le yen Japonais (JPY) ; le pound Britannique (GBP) ; le dollar Canadien (CAD) ; la couronne Suédoise (SEK) ; le franc Suisse (CHF). Le cours de l'USD/EUR évoluent librement dans un régime de changes flottants⁷⁰, suivant l'offre et la demande sur le marché interbancaire ; les 2 banques centrales, à savoir la Réserve fédérale des États-Unis et la Banque centrale européenne, n'intervenant que très rarement pour modifier l'évolution des cours. C'est la paire la plus traitée en Spot car elle intervient dans 33 % des transactions avec le dollar. Ainsi, en avril 2007, il s'échangeait en Spot, 265 milliards de dollars par jour en moyenne, rien que sur la parité USD/EUR et globalement, l'euro est plus utilisé dans les opérations transfrontières que les monnaies qu'il a remplacées.

Pour la période mensuelle datant de 01/1990 au 12/2018, nous remarquons :

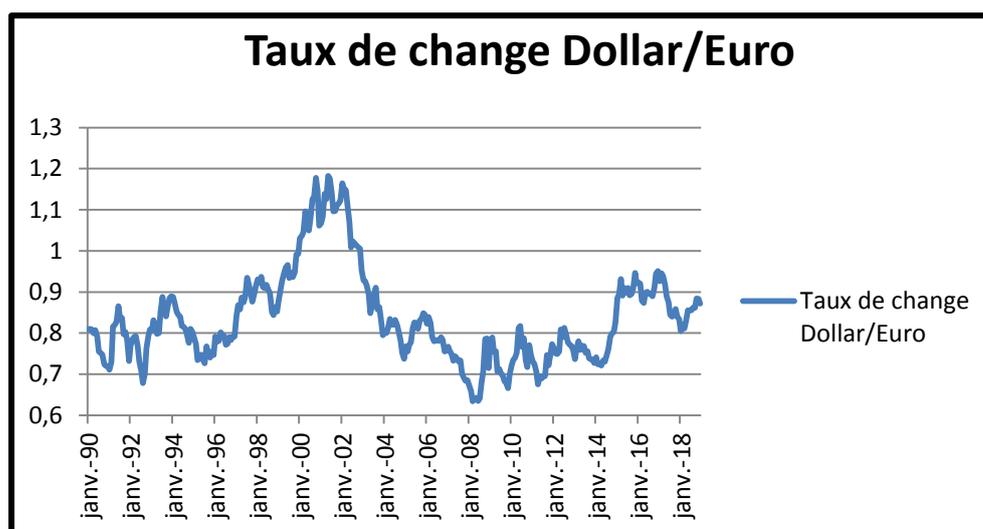


Figure 22: Evolution du taux de change mensuelle Dollar/Euro.

Les variations sont assez difficiles à interpréter en l'absence d'un étalon monétaire mondial servant de référence. Par exemple une hausse de cette parité peut exprimer tout aussi bien par une appréciation de l'euro qu'une dépréciation du dollar. Ce marché des devises est devenu plus spéculatif, et par conséquent, certaines fluctuations du marché des changes ne sont pas nécessairement liées à l'état réel de la monnaie et de l'économie nationale.

⁷⁰Le régime de changes flottants, ou régime de changes flexibles, est le régime du système monétaire international dans lequel la valeur des monnaies — au sens de leur taux d'échange entre elles — varie sur un marché spécialisé.

Dans le contexte des taux de change flottants, le cours de Dollar/Euro évolue librement. Ainsi, les deux banques centrales, la Réserve fédérale des États-Unis et la Banque centrale européenne interviennent que rarement pour modifier les variations de prix

Il faut signaler qu'il y a de plus en plus d'interventions pour imposer des taux de change qui profitent aux économies des pays depuis la libéralisation des années 70. L'exemple de la Chine le premier consommateur mondiale du l'or noir et depuis 2005, elle a choisi de mettre en place une gestion du taux de change flottant en référence à un panier de devises. Entre juillet 2005 et juillet 2008, sa monnaie s'est appréciée par rapport au dollar américain. Cependant, Ce système a été suspendu en juillet 2008, rétablissant effectivement le lien fixe, pour protéger l'économie chinoise contre les conséquences de la crise financière mondiale.

Sur le plan statistique, la figure 22 dévoile une absence de saisonnalité et une marche aléatoire de ce cour avec des alternances entre des tendances haussières et baissières.

Le tableau suivant présente les statistiques descriptives du taux de change de dollar.

Mean	Median	Maximum	Minimum	Std, Dev,	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera
0,8357	0,8102	1,1821	0,6341	0,1132	1,0409	3,8973	74,52

Tableau 8 : Résultats statistiques du taux de change mensuel entre 1990 et 2018.

La valeur maximale du Dollar face à l'Euro était de 1.1821 enregistrée bien avant la mise en circulation de la monnaie Euro en 1^{er} Janvier 2002. Depuis 2003, la moyenne mensuelle du dollar est inférieure à celui de l'Euro avec une valeur minimale de 0.6341 enregistrée le mois de juin 2008. Au regard de la statistique de Jarque-Bera et de la probabilité critique est nulle, l'hypothèse de normalité de la distribution de la série Euro Dollar est rejetée.

Le corrélogramme du taux de change Euro/Dollar nous dévoile une décroissance lente de la fonction d'autocorrélation avec un premier pic significatif de la fonction d'autocorrélation partielle, ce qui laisse penser à une présence de racine unitaire et la présence d'une tendance dans la chronique.

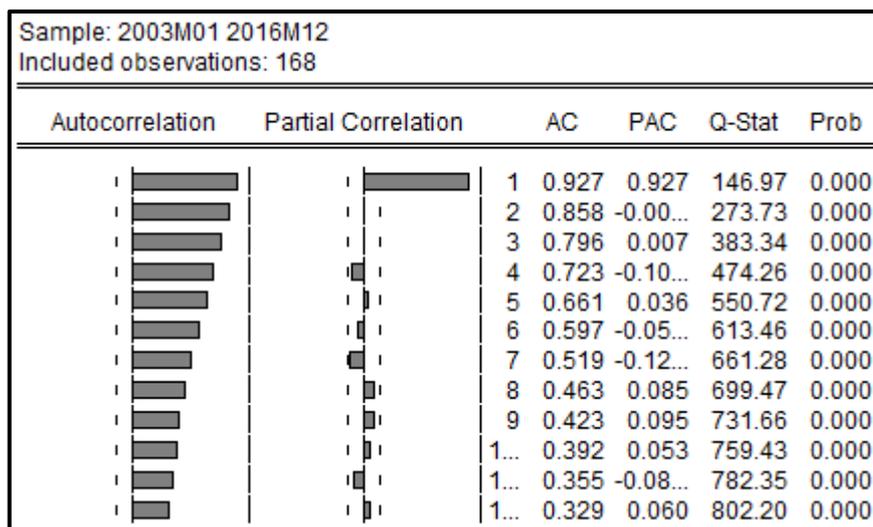


Figure 23 : Le corrélogramme du taux de change Euro/Dollar mensuelle de 1990 à 2018.

Concernant l'éventuelle présence d'une racine unitaire sur notre chronique Dollar/Euro, on réalise les tests de Philips et Perron. Le choix de ce type de tests est reposé sur la présence de l'hétéroscédasticité. Les résultats de ces tests sont résumés dans le tableau 8.

Valeur calculée	-1.869273	-1.989778	-0.630596
Valeur critique (5%)	-3.410273	-2.861649	-1.940857
résultat	Ho modèle 6 acceptée	Ho modèle 5 acceptée	Ho modèle 4 acceptée

Tableau 9 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : logarithme du taux de change Dollar/Euro pour l'échantillon 1990 à 2018

On peut remarquer que pour les trois modèles proposés dans ce type de tests, on accepte l'hypothèse nulle « présence d'une racine unitaire » car la valeurs calculée est bien supérieur a celle de la valeur critique. Ces résultats nous amènent à conclure que notre chronique est de type DS (Differency Stationnary) et pour la stationnariser , il faudra appliquer une différence première.

On s'intéresse à l'évolution du taux de change Dollar/Euro avec le prix du pétrole (figure 24),

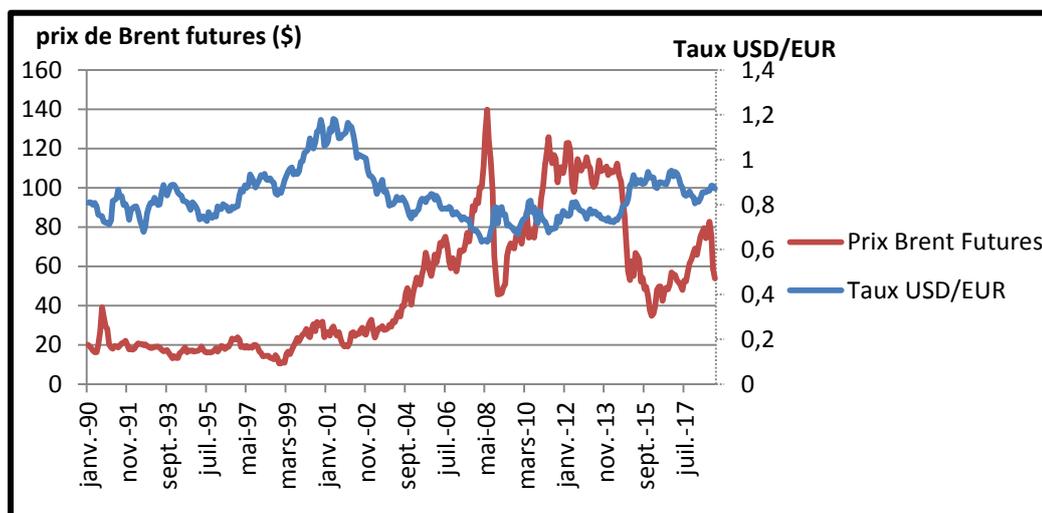


Figure 24: Evolution du taux de change annuel Euro/Dollar et le prix du pétrole.

Dans l'ensemble, la figure 24 nous dévoile que le cours du taux de change Dollar/Euro et le cours du pétrole sont inversement corrélés. L'explication est que les pays exportateurs de pétrole voient leurs exportations réalisées en Dollars américain. Alors, lorsque le dollar est moins fort, les pays producteurs de pétrole observent une baisse de leurs revenus qui se traduit par une baisse de leur pouvoir d'achat. Face à cette situation, les pays producteurs de pétrole peuvent jouer sur leur niveau de production ; en limitant le nombre de barils produits par jour.

Les travaux cités auparavant affirmant la présence d'une causalité entre ce taux de change et le prix du pétrole d'un côté, et les résultats statistiques du taux de change Dollar/Euro montrant une tendance aléatoire de l'autre, ce qui nous amène à se questionner sur le degré de l'impact de ce taux sur le prix du pétrole. De là, il est légitime de s'interroger sur la capacité de ce taux de change à provoquer un changement structurel sur le prix du pétrole.

2.4 Le prix du pétrole.

Le marché pétrolier était auparavant uniquement physique et il s'est transformé au fil des années en un vaste marché financier. Depuis le premier choc pétrolier, les recherches économiques concernant ce secteur se sont consacrées à la réaction de l'économie mondiale face à l'évolution de ce prix.

Comme c'était mentionné lors du premier chapitre, on retrouve plusieurs variétés du pétrole. L'extraction du pétrole se fait grâce à des puits avec des profondeurs de plus en plus importantes et dans un cadre où des conditions politiques, climatiques et économiques doivent être respectées. À la fin des années 1980, l'OPEP a refusé de réglementer les prix du pétrole, ce qui fait que les prix dépendaient de l'attitude des négociants. Pour fixer un prix approprié, les exportateurs avaient besoin d'un point d'orientation. Le Brent et le WTI (West Texas Intermediate) ont été créés à cette fin et ils sont devenus les deux principales références en matière de pétrole. Ainsi, de nos jours, chaque producteur de pétrole fixe un prix pour le pétrole qu'il produit en fonction de son niveau de référence.

Les différences entre ces deux barils sont tout d'abord dans la localisation : Le Brent est extrait dans la mer du Nord, tandis que le WTI est un pétrole extrait au Texas aux États-Unis. Le WTI est moins présent sur le marché international étant donné qu'il est produit et se vend principalement sur le marché américain. Le Brent fait office de référence internationale et influe sur le prix de près de deux tiers de la production au niveau mondial et peut être décliné pour fabriquer des carburants comme l'essence, le gasoil, le kérosène. Ensuite sur le raffinage, la qualité du WTI est supérieure à celle du Brent. Enfin, certains barils réagissent plus à certaines annonces macroéconomiques que d'autres. Néanmoins, les derniers rapports de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) estiment que les États-Unis sont devenus les premiers producteurs mondiaux de pétrole, ce qui pourrait donner plus d'influence au cours du WTI.

Concernant l'écart de prix entre ces deux références, il est dû à la différence de qualité des deux barils (le taux de soufre) et au stockage de pétrole aux États-Unis qui fait pression sur le prix du WTI. En septembre 2017, les stocks de pétrole brut aux États-Unis étaient de 368,651 millions de barils, alors qu'ils étaient de 214,430 millions en 2011, soit une hausse de 71% des stocks de pétrole aux États-Unis en moins de 6 ans.

Ces différents types de pétrole ne causent pas forcément une différence significative des variations du prix et on retrouve dans l'ensemble la même allure générale des chroniques avec une différence de prix (Brent est plus cher que le WTI).

Pour expliquer les variations du prix de pétrole Spot étaient ou futures, on retrouve différents types de travaux concernant le WTI, Brent ou une autre référence. L'objectif principal de ces travaux était d'expliquer les variations et les chocs engendrés par des modèles économétriques. Dans ce contexte, on retrouve plusieurs modèles. En 1982, K. Verleger a construit un modèle du marché spot pétrolier qui analyse le comportement du prix du pétrole lors de tensions dans ce secteur. La construction du modèle était basée sur les équations simultanées. Brown et Yücel (2002) montrent que la hausse des prix du pétrole semble retarder l'activité économique globale des États-Unis de plus que la baisse, Apergis et Miller (2009) explique comment les chocs de cours du pétrole influent les rendements des marchés boursiers dans un échantillon de huit pays, Kilian et al (2009) estiment les effets des chocs de l'offre et de la demande sur le marché mondial du pétrole brut et ces soldes (importations, exportations, balance commerciale...ect).

D'autres contributions comprennent Huntington (2003), Stock et Watson (2003), Nakov et Pescatori (2009), Blanchard et Gali (2010), Edelstein et Kilian (2007), Herrera et Pesavento (2009) et Kilian et Lewis (2011). Falkowski (2011) ont met l'accent sur le marché future. Ils affirment que le nombre de barils échangés sur le marché des futures, représentait jusqu'à 11,7 fois le marché physiques en 2008. Cette transformation a été initiée dans le but de fournir aux producteurs et consommateurs des marchés physiques, les moyens de se couvrir contre des risques de variations de prix. Néanmoins, l'augmentation considérable de la participation des spéculateurs a suscité un grand débat quant à leur implication dans les évolutions de prix du pétrole.

Dans des travaux plus récents, Rehman, Mobeen (2018) se base sur les travaux de Kilian (2009) pour expliquer l'influence des fluctuations des prix du pétrole sur les politiques économiques mondiales. Hu, Chunyan, Liu, Xinheng, Pan, Bin, et al (2018) ont utilisés un modèle non linéaire l'effet asymétrique à long terme et à court terme des chocs pétroliers structurels sur le marché boursier chinois. Safari, Davallou et al (2018) expliquent que la prévision des prix du pétrole est une question importante et difficile en raison de son impact sur de nombreux facteurs économiques et non économiques, avant d'ajouter que les chercheurs ne s'entendent pas sur les techniques et les modèles utilisés pour prévoir les prix

du pétrole ; il faudrait donc élaborer des méthodes de prévision plus précises et moins erronées. Pour cela, et selon toujours ces auteurs, il est important de combiner différents modèles et d'étudier différentes approches, en particulier les formes variables dans le temps. Entre le modèle de lissage exponentiel (ESM), le modèle de moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA) et les modèles non linéaires ainsi que le réseau neuronal autorégressif non linéaire (NAR) sont combinés dans un cadre de modèle d'espace d'états pour accroître la précision des prévisions qui tient compte des problèmes de diagnostic précis des modèles linéaires et non linéaires dans les séries chronologiques économiques et financières comme les prix du pétrole brut. Malgré l'originalité de cette approche, il est très difficile à la mettre en œuvre et ne garantit pas forcément une meilleure prévision.

Dans le but de cerner les caractéristiques du prix de pétrole et d'avoir plus de visibilité sur la démarche à suivre, on réalisera une étude statistique sur trois fréquences : annuelle, mensuelle et journalière, où on mettra l'accent sur ces deux dernières .

Le prix du pétrole choisi sera celui du Brent futures pour les deux raisons suivantes :

- La référence Brent est la plus échangée dans le monde.
- Les contrats futurs pour prendre en considération les anticipations des intervenants dans ce marché. Dans ce qu'il suit, on parlera comme prix du pétrole celui de la référence Brent futurs.

Tout d'abord, on s'intéresse à ce prix avec des différentes fréquences. La figure 25 illustre les variations annuelles du prix de pétrole:

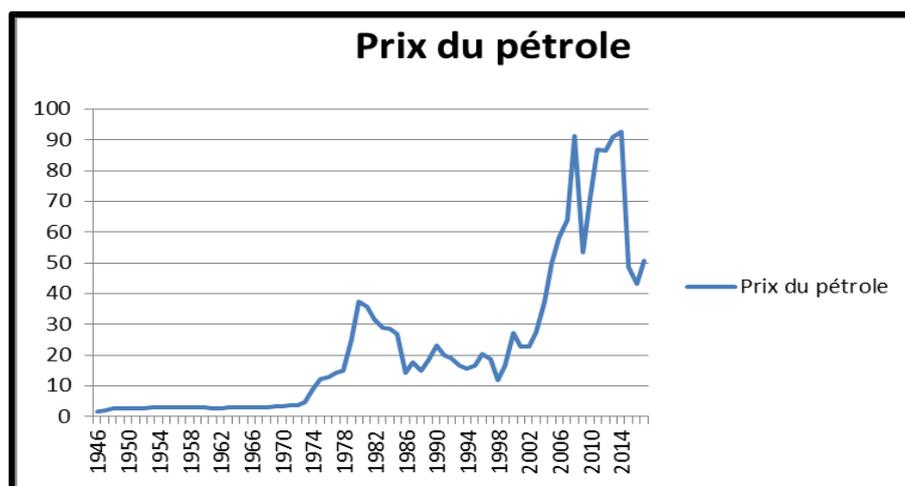


Figure 25: L'évolution annuelle du prix de pétrole (\$) de 1960 à 2018.

Sur ce graphique de notre série annuelle, on remarque que le prix du pétrole était inférieur à 5 dollar entre 1953 à 1973. Ceci s'explique par la production mondiale de pétrole brut qui a quadruplée, progressant de 654 millions de tonnes (Mt) à 2 870 Mt suivi par une consommation de plus en plus importante. Sur ces données annuelles, on ne remarque pas vraiment le premier choc pétrolier en 1973, par contre on constate plusieurs baisses soudaines plus ou moins importantes sur la période étudiée. En effet on constate une baisse due au contre choc définis auparavant, une chute due à la crise financière de 2008 et puis une autre diminution du prix annuelle entre l'année 2013 et 2015.

Afin de mieux entourer les fluctuations de ce prix, un zoom des données mensuelles est utilisé. On remarque une volatilité au sein des années présenté précédemment.

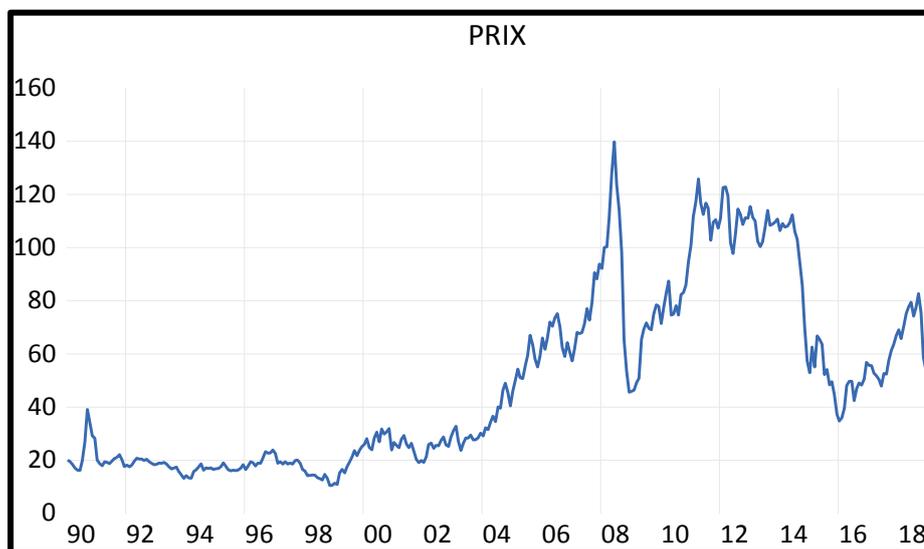


Figure 26 : L'évolution mensuelle du prix de pétrole (\$) de janvier 1990 à 2018 .

Nous observons une première phase entre 1990 et 2002 autour de 20\$ avec une volatilité réduite marquée par une période où le prix dépasse significativement les 25\$ due à la guerre d'Irak en 1991 et l'instabilité géopolitique entre 1999 et 2002. Ensuite, nous assistons à une longue phase ascendante de notre cours. En effet, de 2002 à 2008, les prix du pétrole ont connu une hausse sans précédent, passant de 20 dollars à 140 dollars le baril. Ces fluctuations des prix du pétrole s'expliquent par la baisse de la production de pétrole par l'OPEP et simultanément une augmentation de la demande de pétrole des économies émergentes. Toutefois, cette hausse a été endiguée par la crise financière de 2008 qui a freiné la demande de pétrole, poussant le prix du pétrole à 40 dollars le baril. Avec les premiers signes de reprise économique, le prix du pétrole brut est passé à 100 \$ US le baril, puis à 125 \$ US en 2014.

Cependant, en raison d'une offre excédentaire de pétrole, les prix du pétrole ont fortement chuté au quatrième trimestre de 2014. En juin 2014, le prix du pétrole a atteint un niveau de 112 dollars le baril et en décembre 2014, il est passé à 59 dollars. Cette baisse du prix du pétrole est associée à la lente croissance économique de la Chine, ce qui a entraîné une baisse de la demande de pétrole en Inde et au Brésil également. De plus, les révolutions du pétrole de schiste aux États-Unis et au Canada ont entraîné une forte réduction de leurs importations de pétrole et exercé une pression à la baisse sur les prix du pétrole.

On s'intéresse maintenant à la fréquence journalière de notre prix du pétrole. L'échantillon est constitué de données journalières (5 jours par semaines) pour les « Futures pétrole Brent », datant 11/04/1983 au 29/11/2019. Les valeurs manquantes ont été remplacées par la valeur moyenne de la précédente et la suivante afin de ne pas retrouver des rendements nuls qui peuvent affecter les résultats si on les avait remplacés par la dernière valeur.

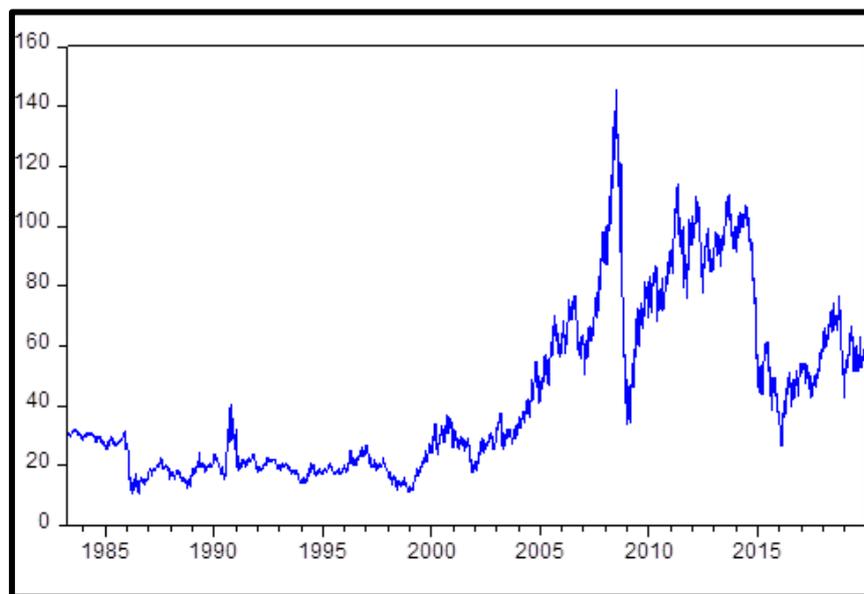


Figure 27: L'évolution journalière du prix de baril de pétrole (\$).

Comme le montre la figure 27, On retrouve toutes les explications des variations pour notre échantillon mensuel avec un niveau plus élevé de volatilité épisodique ou on retrouve dans des périodes de crise une dispersion importante d'un mois à l'autre. On observe alors globalement une évolution irrégulière du cours sur la période sélectionnée. Plusieurs caractéristiques de notre chronique peuvent être émises :

- la série n'est pas stationnaire,
- la série n'est pas saisonnière,

- la série comporte une tendance.

Concernant les statistiques descriptives de notre échantillon mensuel (tableau 10), on constate une valeur moyenne du cours de 47.34\$ très proche de celle de l'échantillon annuel affichant une valeur minimale de 10.47 \$ et une valeur maximale de 139.275. La dispersion autour de la moyenne pour ce cours et cet échantillon est égale à 33.52. Cette dispersion est moins importante que dans notre échantillon journalier. L'hypothèse de normalité est plus rejetée dans l'échantillon journalier.

	Prix du pétrole (Journalier)	Prix du pétrole (mensuel)
Mean	47,454	49,173
Median	37,020	36,275
Maximum	145,29	139,275
Minimum	10,42	10,46
Std, Dev,	29,732	33,52
Skewness	0,739	0,76
Kurtosis	2,392	2,32
Jarque-Bera	806,775	40,4

Tableau 10 : Résultats statistiques du prix de pétrole (mensuel et journalier) entre 1990 et 2018.

Le corrélogramme est une représentation graphique de la fonction d'autocorrélation (FAC) et de la fonction d'autocorrélation partielle (FAP). D'après l'analyse graphique réalisée plus haut, il a été émis l'hypothèse d'absence de saisonnalité, mais présence d'une tendance dans le cours. L'Analyse du corrélogramme pour nos deux échantillons est la suivante :

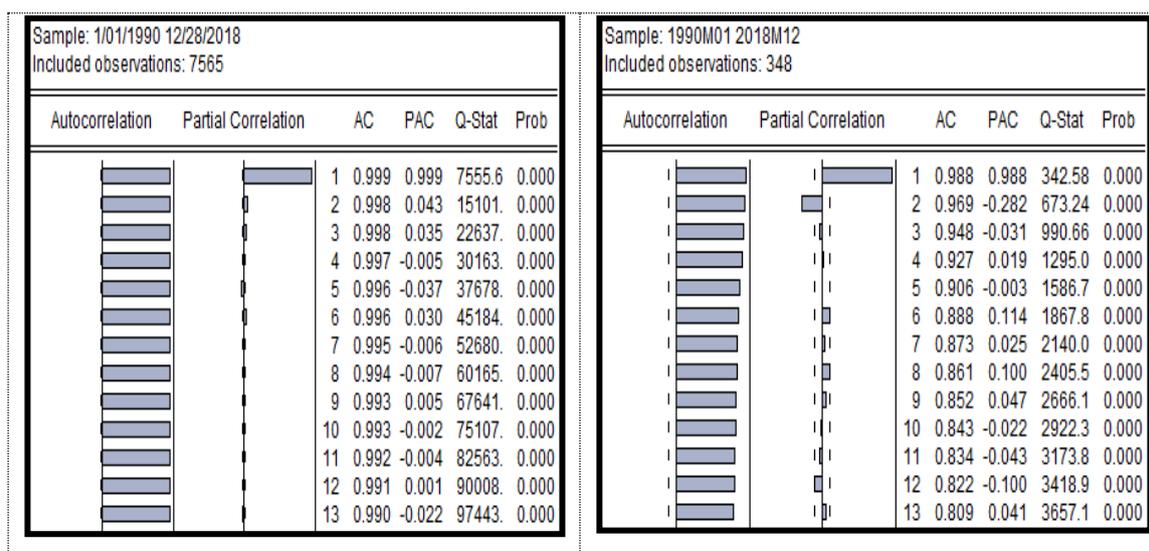


Figure 28 : Le corrélogramme de prix du pétrole journalier et mensuelle.

On remarque pour les deux échantillons sur la partie FAC une décroissance lente de la fonction d'autocorrélation, ce qui tend vers l'hypothèse de non saisonnalité du cours. Concernant la partie FAP, on est en présence d'un premier pic significative indiquant la présence d'une tendance. Aussi, d'après la statistique de Ljung-Box et la probabilité qui lui est associée, on observe que les autocorrélations sont toutes significativement différentes de 0, au seuil de 5%. Ce qui peut pousser a testé la présence d'une racine unitaire dans ces deux échantillons.

Tests Racines Unitaires: logarithme du prix de pétrole (journalier).			
Valeur calculée	-1.869273	-1.989778	-0.630596
Valeur critique (5%)	-3.410273	-2.861649	-1.940857
résultat	Ho modèle 6 acceptée	Ho modèle 5 acceptée	Ho modèle 4 acceptée
Tests Racines Unitaires: logarithme du prix de pétrole (mensuel).			
Valeur calculée	-1.869273	-1.989778	-0.630596
Valeur critique (5%)	-3.410273	-2.861649	-1.940857
résultat	Ho modèle 6 acceptée	Ho modèle 5 acceptée	Ho modèle 4 acceptée

Tableau 11 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : Logarithme du prix du pétrole pour l'échantillon 1990 à 2018 (Journalier et mensuelle)

Les résultats de Philips et Perron montrent clairement la présence d'une racine unitaire dans les deux cours journaliers et mensuels du prix de pétrole. Suivant la procédure pour déterminer le type de processus,

On conclue que ces deux chroniques sont de Types DS. Ainsi leur stationnarisation passe par une application d'une différence première. Toutes ces caractéristiques seront prises en considération pour effectuer notre approche économétrique pour les deux échantillons journaliers et mensuels du prix de pétrole.

Dans ce paragraphe, on a essayé d'expliquer le comportement des variations du prix de pétrole en appliquant une approche statistique à ce dernier ainsi pour les facteurs rentrant dans son apparition. Pour un pays producteur du pétrole, sa production dépend de ces réserves disponibles ainsi que les techniques d'extractions utilisées, alors que pour un pays consommateur du pétrole, sa consommation repose sur sa chaîne d'approvisionnement et ces choix de types d'énergie lorsqu'elles sont substituables. Ces deux facteurs sont influençables principalement par le prix de cette substance et d'autres facteurs. On commence alors de parler d'endogénéité. Pour le taux de change Dollar / Euro, une causalité avec le prix était trouvée dans la littérature mais on reste prudent sur sa part dans l'explication de l'apparition de ce prix. En ce qui concerne les facteurs géopolitiques, ils peuvent être traduits par une augmentation ou une diminution de l'offre et/ ou la demande. On posera la même hypothèse pour la spéculation et la malgré le nombre de travaux réalisés dans ce domaine ou on retrouve toujours la même difficulté de quantification qui reste difficile à mettre en œuvre.

D'autre part, on peut extraire comme information de ce paragraphe, en ce qui concerne la production, la consommation, le taux de change dollar/Euro et le prix du pétrole, les points suivants :

- La Présence de l'autocorrélation dans toutes les chroniques.
- La Présence d'Hétéroscédasticité dans toutes les chroniques Le test de ARCH est basé sur l'autoregression du résidu avec un seul ou plusieurs retards. C'est une forme particulière d'hétéroscédasticité avec une évolution de la variance des erreurs dans le temps.
- Les résidus ne sont pas normalement distribués pour sauf pour la consommation du pétrole: Le test de Jarque et Bera est basé sur un coefficient d'asymétrie (skewness) et sur un coefficient d'aplatissement (kurtosis) de la distribution des résidus.
- La présence d'une racine unitaire dans toutes les variables.

Dans l'activité économique d'un pays, l'énergie joue un rôle crucial. Il suffit de remarquer les conséquences d'une pénurie prolongée d'énergie : l'économie toute entière en serait durement affectée et même paralysée.

Le pétrole s'est imposé depuis les années 1950 comme la première source d'énergie au monde. Après avoir présenté l'importance de cette source naturelle et l'influence de l'évolution de son prix sur l'économie, ce chapitre a présenté les facteurs rentrants dans la formation du prix de pétrole en les classifiant en deux catégories : facteurs directs et facteurs indirects.

Comme pour tous les marchés physiques, les facteurs directs sont l'offre et la demande. Coté offre, celle-ci se traduit par une production pour laquelle une guerre sans merci perdure entre les pays producteurs pour conquérir le marché. L'OPEP lui reste une certaine influence sur cette courbe du pétrole en régularisant la production selon ses intérêts. Cette Organisation détient la grande partie des réserves mondiales. Son alliance avec d'autres pays (OPEP+) essentiellement la Russie (3^{ème} producteur mondiale) a consolidé son influence dans le but de faire face à une puissance Américaine qui a pu développer sa croissance de productivité des puits grâce au pétrole de schiste.

Certes les deux facteurs déterminants de la production sont : les techniques d'extractions et les réserves disponibles, mais au cours des dernières décennies, nous assistons à une influence croissante des divers aléas d'ordre météorologique ou géopolitique. L'ouragan Laura au Texas, par exemple, a poussé les autorités Américaines en Août 2020 à retirer quelque 2 millions de barils de brut de la production quotidienne, soit près de 2% de l'offre mondiale. De plus, l'attaque que les deux installations pétrolières en Arabie saoudite ont subi en septembre 2019, ont provoqué l'annulation d'environ la moitié de la production Saoudienne, soit 5% de la production mondiale. Ces aléas ont des conséquences directes sur la production, mais avec des proportions différentes sur le prix du pétrole.

Coté demande, il est facile de constater qu'aucune règle relie le volume de pétrole consommé au prix du baril, ni même la variation de la consommation à la variation du prix du baril : de 1921 à 1973 la quantité de pétrole consommée a été multipliée par plus de 20 avec un prix qui reste stable, puis de 1973 à 1986, le volume consommé reste à peu près identique avec un prix qui ne reflète pas la situation du marché, puis de 1986 à 2000 c'est à nouveau un régime avec un prix assez stable et un volume qui augmente fortement, et enfin de 2000 à 2016 le volume est presque constant avec un prix qui varie fortement.

Cette récente stabilité relative de la demande est liée directement à la croissance économique des pays et leurs politiques en termes de diversification de leurs sources d'énergie, néanmoins, le pétrole reste la première source d'énergie utilisée.

Concernant les interactions entre les deux facteurs qu'on vient de citer, on retrouve de manière générale que l'offre de pétrole est plus élevée que la demande en raison d'une production record des membres de l'Organisation des pays exportateurs de pétrole (OPEP), ainsi que de certains pays hors OPEP, dont l'offre du pétrole de schiste des États-Unis qui a fait preuve d'une résistance étonnante dans un premier temps en dépit de la baisse des prix (coût d'extraction élevé). Ainsi, nous supposons que le ratio production/consommation mondiale du pétrole expliquera d'une meilleure manière les variations du prix du pétrole.

Les facteurs indirects tels que la spéculation et les facteurs géopolitiques peuvent être considérés comme étant une variation de l'offre et/ou la demande. Pour la spéculation, nous retrouvons dans la littérature plusieurs travaux concernant l'explication des répercussions de ce facteur sur le marché pétrolier en l'occurrence son prix, mais sa quantification reste difficile à mettre en œuvre. Dans ce cas, nous supposons que cette variable est inobservable. Le même constat pour les facteurs géopolitiques qui restent un élément persuasif dans l'évolution de ce prix, et les décisions politiques sont souvent d'un effet immédiat sur le marché pétrolier.

Le prix du pétrole comme tous les autres prix des actifs financiers sont affectés directement par le type du contrat. Qu'ils soient spot ou bien futures, la réaction face aux chocs n'est pas de la même proportion. Dans ce cadre-là, nous avons choisi de conduire notre analyse autour du prix BRENT Futures. Ce choix est basé sur la prise en compte des anticipations des intervenants du marché.

Il est nécessaire de rappeler que la plupart des transactions du pétrole s'effectuent en dollars. La parité Dollar/Euro a donc une influence forte sur le prix du pétrole et ceci malgré que le fait que ce lien n'est pas automatique. Dans ce sens-là, plusieurs travaux ont évoqué une causalité entre ce taux de change et le prix du pétrole.

D'autre part et comme évoqué dans ce chapitre, plusieurs approches peuvent être adoptées pour expliquer les variations et la fixation du prix du pétrole, néanmoins, la revue de la littérature et les études statistiques de la production, la consommation, le taux de change Euro /Dollar et le prix du pétrole ont montré que la modélisation linéaire ne permet pas d'exposer tous les interactions affectant ce prix du pétrole.

Selon ces études toujours, on a assisté plusieurs fois à des changements de trajectoire du prix du pétrole causés par la demande, l'offre et avec une moindre échelle le taux de change. Parmi les modèles non linéaires, la famille des modèles à changement de régime s'impose comme une alternative pertinente. À travers ces modèles, nous pourrions ainsi mieux expliquer l'évolution du prix de pétrole. Le choix de ce type de modèles repose en grande partie sur la présence de plusieurs chocs dus à l'offre et/ou la demande (un changement dans le comportement de notre chronique suite à ces crises). Notre choix repose également sur le fait que la source provoquant ces changements peut être observable comme une réaction aux fluctuations de l'offre et/ou la demande et/ou le taux de change Dollar/Euro ou bien inobservable tels que la spéculation, les facteurs géopolitiques.

Le chapitre suivant a pour objectif de présenter ces types de modélisations. En effet, ces modèles ont la particularité d'intégrer des variables de transition observables ou inobservables. Dans le but de sélectionner les modèles les plus pertinents pour notre recherche, nous essayons de présenter les différents types de modèles de cette famille.

Chapitre 2 :

Les modèles à changement de régime

A l'échelle d'une entreprise, l'arrivée d'un nouvel employé, l'obtention d'un nouveau marché, le rachat d'une entreprise, la démission d'une équipe dirigeante sont autant de changements qui ont un impact sur la structure de l'entreprise. Cependant ces changements n'ont pas le même effet. Certains peuvent être bien reçus et ouvrir de nouvelles voies de succès, d'autres constituent des échecs en raison des résistances qu'ils engendrent. Qu'ils soient voulus ou subis, les changements sont à l'origine de nouvelles dynamiques dans la mesure où ils obligent les acteurs à modifier leur comportement pour trouver un nouvel équilibre.

De nos jours, tous les économistes ont le même objectif : celui de prévoir tout événement qui pourrait perturber ou bien changer la structure de l'économie. Les crises peuvent générer des conséquences importantes pour une économie. L'exemple de la crise des « subprimes » de 2008 ou bien la dette en Europe ont provoqué une réaction « en chaîne fatale ». Toutefois, il est rare que les économies échappent à la récession après qu'elles aient été frappées par des chocs financiers. Ainsi, le fait de détecter les retournements des activités financières est généralement au centre des préoccupations des chercheurs économistes, mais également des décideurs politiques. Dans cette optique, plusieurs modèles non linéaires ont été développés pour essayer d'analyser les séries financières en particulier.

Depuis quelques années, la prise en compte de la non linéarité et plus spécifiquement de l'existence de phénomènes de changement de régimes tend à modifier profondément les approches de l'économétrie appliquée. La théorie économique confirme la présence des non linéarités dans la dynamique des chroniques surtout dans le domaine de la finance. On considère que la non-linéarité et la non-stationnarité sont des hypothèses dominantes en économie. Les modélisations linéaires de type ARMA ne permettent pas toujours d'expliquer cette dynamique. Cependant deux facteurs sont majoritairement évoqués : la présence d'asymétrie dans les données et une instabilité temporelle des relations induites par des changements structurels. Comme le notent Colletaz et Hurlin (2006), « cette évolution est sans nul doute comparable à celle qu'a pu connaître la micro-économie lorsque l'on a progressivement abandonné l'univers de référence walrassien⁷¹ que nous pouvons assimiler à la modélisation linéaire en économétrie, pour s'orienter vers les multiples formes de la concurrence imparfaite, auxquelles nous pouvons assimiler les innombrables modélisations non linéaires ». Ainsi, pour modéliser cette non-linéarité, on a fait appel aux modèles à changements de régimes.

⁷¹La loi de Walras est le point centrale de la théorie de l'équilibre général. Dans une économie à N marchés, si N-1 marchés sont en équilibre, alors le N-ième marché est également en équilibre.

Comme l'observent Maddala et Kim (2000), la définition précise du changement structurel n'a pas été proposée dans la littérature, le phénomène statistique habituellement associé est la modification des valeurs de tout ou une partie des paramètres du modèle linéaire. Le nombre de régimes est considéré élevé si on a plus de deux régimes caractérisant simultanément m marchés, secteurs ou pays ($m \geq 1$). Le modèle traduit $k \cdot m$ régimes au total ; par exemple si on a deux marchés (biens, travail) en excès d'offre ou de demande, il résulte quatre configurations de déséquilibre⁷².

Au cours des quinze dernières années, il y a eu une explosion du nombre de travaux portant sur les méthodes statistiques appropriées et expliquer le comportement cyclique des données macro-économiques. Tout d'abord il y'a eu le modèle de Tong (1978) et Tong & Lim (1980) qui permet d'autoriser à une série économique de posséder une dynamique différente suivant les régimes ou les états du monde dans laquelle elle se trouve. Dans ce cadre, le changement de régimes peut être soit déterministe soit stochastique. L'application fournie par Franses et van Dijk (2000) concernant le marché des actions est un modèle à changements de régimes déterministes. Empiriquement, il est observé qu'en fin de semaine l'activité sur les marchés financiers est plus intense. Ces modèles permettront donc de tenir compte de ces effets de week-end. En revanche, dans le cadre des modèles à changements de régimes stochastiques, la date n'est plus connue à l'avance mais est déterminée à l'aide d'une variable de transition. Beaudry et Koop (1993) ont utilisé ces modèles pour décrire la dynamique du taux de croissance du PIB, étant spécifiée différemment suivant que le PIB courant est au-dessus ou en-dessous de son dernier maximum. Les périodes où le PIB est supérieur ou inférieur à un certain seuil déterminé de manière endogène sont donc assimilées à des régimes distincts. En d'autres termes, le niveau du PIB est la variable de conjoncture qui détermine le changement de régimes et divise les données en sous-groupes.

De façon un peu arbitraire, on peut classer en deux catégories les types de systèmes:
-ceux dont le changement de régime est déterminé par une variable observée. Une situation typique est celle où le changement est réalisé à partir d'un seuil que franchit ou non une variable d'état connue du système ;

⁷²Artus, Laroque et Michel, 1984

-ceux dont le changement de régime n'est pas directement observé. Dans ce cas, le processus générateur du changement de régime doit être lui-même modélisé à partir de variables mesurées⁷³.

Ce chapitre a pour objectif de montrer comment se présentent ces modèles du changement de régimes, quelles sont les différences entre ces derniers, et ce qu'ils ont apporté pour l'économétrie appliquée. Dans le premier paragraphe, nous allons nous intéresser aux caractéristiques des modèles à seuils, le mécanisme de transition s'effectue alors à l'aide d'une variable de transition observable, d'un seuil et d'une fonction de transition pour les sous familles TAR et STAR et leurs extensions et une variable de transition aléatoire pour la sous famille des modèles à changement endogène. La difficulté de ce type de modèle repose donc sur la définition de cette variable de transition, il existe cependant des méthodes statistiques, telles que les tests de linéarité pour nous guider dans ce choix.

Le second paragraphe développe les modèles probabilistes. Dans cette classe on présentera les modèles à mélanges de distributions où chaque régime apparaît suivant une probabilité structurelle inconnue et les modèles markoviens où les régimes changent suivant des probabilités de transition elles-mêmes inconnues.

Enfin, la présentation et la définition de ces modèles a pour but de sélectionner les plus pertinents pour notre recherche. Ainsi, vu le grand nombre de ces modèles, il est difficile de tous les appliqués.

⁷³ On peut aussi noter que les systèmes hybrides recouvrent ces deux situations où, de plus, les changements de régime peuvent être décrits par un processus markovien (Kim et al., 2003), (Hocine et al., 2006) pouvant ainsi apporter une connaissance supplémentaire pour la caractérisation de tels systèmes

1. Les modèles à seuils.

L'existence de relations non-linéaires entre des variables économiques peut être modélisée de façon simple à l'aide des modèles à seuil. En effet, la linéarisation par morceaux est souvent une approximation correcte de la dynamique non-linéaire d'un processus. Ainsi, dans les modèles à seuil, les différents états sont représentés par des dynamiques linéaires différentes selon la situation du système. Ce changement de dynamique s'opère selon le signe de l'écart entre la variable de transition et la valeur du seuil.

Toutefois, le mécanisme de transition s'effectue à l'aide d'une variable de transition. Lorsque cette variable est observable, la difficulté serait de bien la définir. Deux mécanismes de transition sont ensuite envisageables, tout d'abord, la transition brutale qui signifie le passage d'un régime à l'autre s'effectuant en une période; on utilise dans ce cas une fonction indicatrice qui compare la variable de transition à un seuil qui lorsque devient supérieure ou inférieure à ce seuil, la transition se réalise alors instantanément. Ensuite, Chan et Tong (1987) et Luukkonen, Saikkonen & Teräsvirta (1988) ont proposé un modèle de transition lisse en remplaçant la fonction indicatrice par une fonction continue et bornée entre 0 et 1. Cependant, contrairement au modèle de rupture, le passage d'un régime à l'autre n'est ni daté ni définitif étant déterminé endogènement en fonction d'un seuil.

La substitution de la variable de transition déterministe par une variable de transition aléatoire, nous amène à l'autre catégorie des modèles à seuil, en l'occurrence les modèles à changements endogènes.

1.1 Définitions et caractéristiques des modèles à seuils.

L'élément distinctif fondamental qui permet de dresser une typologie des modèles à changement de régimes est de toute évidence l'ensemble des hypothèses faites sur le mécanisme qui enveloppe le changement⁷⁴. Le modélisateur doit récolter le plus grand nombre d'informations pour décrire ce mécanisme de changement.

Les modèles à seuil ont été introduits par Tong et Lim (1980)⁷⁵. Leurs applications mettent en valeur l'existence de dynamiques asymétriques au cours du cycle. Sur le taux de croissance du

⁷⁴Uctum, Remzi (2007), "Econométrie des Modèles à Changement de Régimes : un essai de synthèse," L'actualité économique, Revue d'analyse économique, vol. 83, n°4.

⁷⁵la suite des travaux ont été prolongé (voir aussi Tong, 1990).

PIB américain, Potter (1995) montre que le modèle autorégressif standard est rejeté au profit d'un modèle à seuil. Il montre de plus que ce modèle rend correctement compte de l'asymétrie cyclique existante, en étudiant des fonctions de réponse non-linéaires suite à des chocs de taille et de signe différents. Le processus Y_t , supposé stationnaire, suit un modèle à seuil à deux régimes défini de la façon suivante :

$$Y_t = \begin{cases} B_0^{(1)} + B_i^{(1)} X_{it} + \epsilon_t^{(1)} & \text{si } S_t \leq s \\ B_0^{(2)} + B_i^{(2)} X_{it} + \epsilon_t^{(2)} & \text{si } S_t > s \end{cases} \quad (1)$$

Avec :

$$\begin{cases} \epsilon_t^{(j)} : \text{bruits blancs indépendants de variance } \sigma_{(j)}^2 \\ B_i^{(j)} : \text{Coefficients de régression} \end{cases} \begin{cases} j = 1, 2 \\ t = 1, \dots, n \\ i = 1 \dots k \end{cases}$$

*n : le nombre d'observations.

* X_{it} sont des variables explicatives.

* j : représente le nombre de régime. De manière générale $j=1, \dots, m$. La présence d'un seul seuil s provoque la présence de deux régimes. La régression dans ce modèle est linéaire par morceaux.

Quand $X_{it} = (Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p})$, le modèle est alors autorégressif par morceaux, et on parle de modèle TAR, pour Threshold Auto Regressive. La variable de transition, S_t , est une des variables de X_{it} , c'est-à-dire une endogène retardée, Y_{t-d} ($1 \leq d \leq p$ est appelé le paramètre de délai), ou une variable explicative. Tong propose que cette variable de transition soit une variable explicative, Caner et Hansen (1997) ne la supposent pas. Or, puisque cette variable détermine le changement de régimes, il est naturel de l'introduire parmi les explicatives. Les choix des variables de transition peuvent être éclairés soit par la théorie économique, soit par une solution athéorique. C'est grâce à une procédure de spécification, qu'on décrira dans les prochains paragraphes, permettant ainsi de retenir la variable de transition appropriée pour ce modèle à seuil.

Le paramètre « s » est le seuil, pour lequel il y a changement d'état du système. Dans le cadre d'études conjoncturelles, une valeur du seuil égale à zéro définit deux régimes : un régime de croissance positive et un régime de croissance négative. La valeur du seuil fournit une

première interprétation économique des régimes définissant la dynamique du processus. Il est donc important de trouver une bonne méthode d'estimation ou de détection de ce seuil.

Lorsque les observations de la variable de transition ont une valeur inférieure au seuil s , la dynamique de Y est caractérisée par les paramètres $B_i^{(1)}$. Quand la variable de transition prend des valeurs supérieures au seuil, la dynamique de Y est expliquée par les coefficients $B_i^{(2)}$, ($i = 0, \dots, k$). Ainsi, la dynamique de Y est linéaire par morceaux et permet de rendre compte de comportements différents selon les valeurs prises par la variable S_t . Le modèle dépend ainsi d'une manière non-linéaire du paramètre définissant la variable de transition (le délai) et du seuil. Il est possible d'étendre cette spécification à un modèle à plus de deux régimes en définissant alors plusieurs seuils.

Une écriture équivalente du modèle à seuil présenté ci-dessus est obtenue en introduisant une fonction de transition $\Pi(\cdot)$:

$$Y_t = (B_0^{(1)} + B^{(1)}X_t) \Pi\{S_t \leq s\} + (B_0^{(2)} + B^{(2)}X_t) \Pi\{S_t > s\} + \epsilon_t \quad (2)$$

Il existe donc deux régimes distincts avec une transition brutale si la fonction de transition $\Pi(\cdot)$ est une fonction indicatrice. Et comme cette modélisation TAR a été critiquée sur plusieurs points, Terasvirta (1994) propose alors des modèles à transition lisse appelé « modèles STAR » pour Smooth Transition AutoRegressive. Pour ce type de modèle la transition entre les régimes se fait grâce à une fonction de transition continue entre 0 et 1.

Le graphe suivant présente quelques fonctions de transition logistiques $\Pi(\cdot)$:

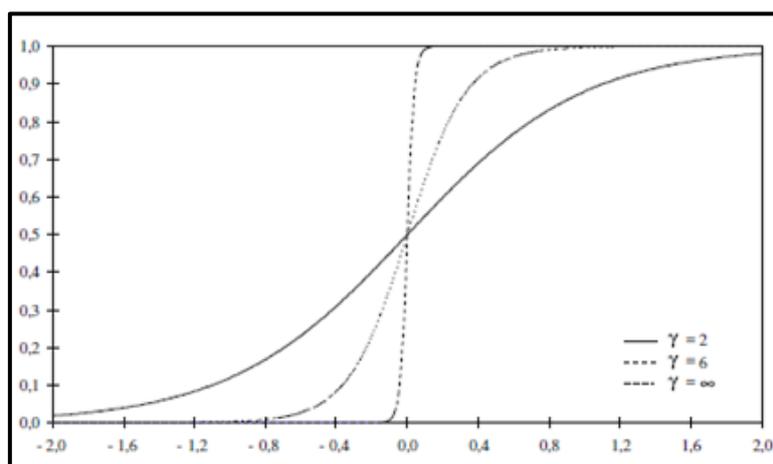


Figure 29: Fonctions de transition logistiques⁷⁶.

⁷⁶Source : Cette figure a été mis en ligne par Gilbert Colletaz.

Sur la figure 39, on a les exemples de trois fonctions avec des vitesses de transitions différentes entre les deux régimes. Le paramètre γ représente cette vitesse de transition, plus il est grand plus on passe d'une transition lisse vers une brutale.

Nous considérerons d'abord les différents tests de linéarité et les principales étapes des procédures Tsay et Hansen, ensuite nous présentons le modèle de référence avant d'évoquer les modèles à seuil les plus utilisés.

1.1.1 Tests de linéarité.

Il convient tout d'abord de rappeler la définition d'un processus linéaire puisque les principales modélisations non linéaires vont partir de cette représentation de base. Un processus purement stochastique est dit linéaire s'il peut s'écrire comme somme pondérée de processus bruits blancs, soit :

$$Y_t = B_0 + \sum_{i=1}^{\infty} B_i \mu_{t-i} \quad (3)$$

Où B_0 est une constante, B_i des coefficients réels et μ_t des variables aléatoires ayant même distribution, centrées, indépendantes et de variance σ^2 fini.

Une autre façon d'introduire la non linéarité est de considérer que la relation est linéaire par morceaux. C'est également une approche bien connue dans le cadre de la régression linéaire lorsqu'on pense qu'un événement daté sur l'échelle des temps a pu affecter les coefficients de la régression.

Le test RESET « *Regression Error Specification* » proposé par Ramsey (1969) est parmi les plus connue des tests de linéarité. Il consiste à tester un modèle linéaire contre un modèle augmenté de termes élevés à une puissance supérieure à deux. Ce test consiste alors à tester la nullité de ces derniers termes. L'inconvénient des tests sans alternative spécifiée se révèle dans le cas où la linéarité est rejetée.

Il existe une autre possibilité, celle de tester un modèle linéaire contre un modèle non-linéaire donné. En effet, pour la plupart des modèles non-linéaires on peut définir des contraintes pour lesquelles le modèle devient linéaire et revient alors à tester cet ensemble de contraintes. Pour ces tests, la présence éventuelle de paramètres de nuisance non identifiables sous l'hypothèse nulle de linéarité conduit souvent à utiliser une approximation du modèle sous l'hypothèse alternative (par exemple, en utilisant un développement limité de la partie non-linéaire). Cette

stratégie peut conduire à une situation où le test est puissant contre différentes alternatives⁷⁷. L'estimation du modèle non-linéaire permet alors de conclure quant au choix de l'alternative. Il est important de noter que le non-rejet de la linéarité ne signifie pas forcément que le processus est linéaire, l'alternative peut aussi être mal spécifiée.

Nous choisissons de tester l'hypothèse de linéarité contre l'alternative fournie par les modèles à seuil. Il s'agit alors de tester l'hypothèse nulle suivante :

$$H_0 : B_0^{(1)} = B_0^{(2)} \text{ et } B_i^{(1)} = B_i^{(2)} \quad i = 1, \dots, k$$

Contre l'alternative fournie par le modèle à seuil :

$$Y_t = \begin{cases} B_0^{(1)} + B_i^{(1)}X_{it} + \epsilon_t^{(1)} & \text{si } S_t \leq s \\ B_0^{(2)} + B_i^{(2)}X_{it} + \epsilon_t^{(2)} & \text{si } S_t > s \end{cases} \quad (4)$$

Ainsi, le test exige la spécification préalable du modèle linéaire, c'est-à-dire le choix des m régresseurs, puis bien choisir variable de transition pour estimer le modèle non linéaire.

1.1.2 Choix des régresseurs.

Le choix des k variables explicatives et les p retards de l'endogène, du modèle à seuil s'effectue dans le cadre d'un modèle linéaire. Les régresseurs sont sélectionnés sur la base de critères d'information (AIC, BIC, Hannan), du test du portemanteau et/ou du test de significativité du retard le plus élevé présent dans la régression. Cette première étape est très importante puisque le modèle linéaire constitue l'hypothèse nulle du test de linéarité cité ci-dessus. Comme le fait remarquer Teräsvirta (1994) dans le cadre d'un modèle STAR, si le retard autorégressif est surestimé, cela peut avoir un effet pervers sur la puissance du test (comparé au cas où p serait connu). Alternativement, si le retard sélectionné est trop faible et qu'il reste de l'autocorrélation résiduelle, les tests de linéarité sont biaisés (la linéarité est rejetée à tort).

1.1.3 Choix de la variable de transition.

Basée sur les résultats des tests de linéarité, la variable de transition est choisie par une procédure particulière. L'idée est de construire ce test pour toutes les variables de transition possibles, c'est-à-dire pour l'ensemble des variables X_{it} quelques soit exogènes ou bien

⁷⁷ Dans le cas d'une alternative de modèles à seuil à transition lisse, le test de linéarité proposé par Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1988) repose sur le développement de Taylor de la fonction de transition, qui identifie aussi bien un modèle bilinéaire qu'un modèle ARCH. Le test est puissant contre ces deux alternatives particulières en plus du modèle à seuil à transition lisse.

endogènes retardées avec toutes les valeurs du paramètre de délai d telles que $1 \leq d \leq p$ dans le cas du modèle TAR. On retient ensuite la variable de transition pour laquelle la linéarité est la plus fortement rejetée, c'est-à-dire celle qui minimise la probabilité du test. En effet, le test de linéarité est d'autant plus puissant que la variable de transition est bien choisie.

1.1.4 Estimation.

Pour un ensemble donné de variables explicatives, et pour une valeur du paramètre de délai et du seuil⁷⁸, les estimateurs par moindres carrés ordinaires des coefficients autorégressifs $\mathbf{B}_i^{(j)}$ $i=0\dots k$, du régime j sont asymptotiquement normaux (voir Chan et Tong, 1986). Ils minimisent la somme des carrés des résidus du régime j :

$$\mathbf{SCR}^{(j)} = \sum_{t \in K(j)} (\hat{Y}_t - \mathbf{B}_0^{(j)} - \mathbf{B}_i^j \mathbf{X}_{it})^2 \quad (5)$$

où $K(j)$ est l'ensemble $\{p < t \leq n, S_t \text{ appartient au régime } j\}$. La matrice de variance-covariance des coefficients estimés est donnée par :

$$\hat{\mathbf{V}}^{(j)} = \hat{\sigma}_{(j)}^2 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \quad (6)$$

Avec :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{1}, \mathbf{X}'_{it})_{t \in K(j)} \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}_{(j)}^2 = \frac{\mathbf{SCR}^{(j)}}{n_j - (m+1)} \quad (8)$$

n_j : le nombre d'observations dans le régime j .

D'autre part, des méthodes de spécification du modèle à seuil étaient proposées. Les plus célèbres sont celle Tsay (1989) ou bien Hansen (1996). Ces deux méthodes incorporent un test de linéarité et une procédure de détection du seuil. Leur méthode respective est présentée afin d'en souligner les différences et les similitudes.

Sous l'hypothèse nulle de linéarité, le paramètre de délai et le seuil ne sont pas identifiables. En effet, la valeur de la vraisemblance du modèle linéaire ne dépend pas de ces paramètres si

⁷⁸ Le seuil est déterminé de manière différente selon la procédure de spécification retenue, comme cela sera présenté dans la partie suivante.

on suppose que la variance des deux bruits blancs est la même dans les deux régimes. Ainsi, ils peuvent prendre n'importe quelles valeurs sans changer la fonction de vraisemblance. Les valeurs calculés des tests tels que statistiques de Wald, du ratio de vraisemblance ou du multiplicateur de Lagrange d'un modèle contre un autre ne sont alors pas applicables. Face à ce problème, Tsay (1989) et Hansen (1996) proposent deux méthodes distinctes, elles diffèrent notamment quant au traitement du seuil, la variable de transition étant traitée de la même manière. En effet, les deux procédures de test sont développées pour une variable de transition choisie préalablement. Les paragraphes suivants exposent le choix des régresseurs et de la variable de transition.

1.1.5 Les procédures de spécification de Tsay et de Hansen.

On ne peut pas présenter les modèles à seuils sans citer les deux méthodes de Tsay (1989) et de Hansen (1996)⁷⁹. Les deux méthodologies vont tester l'hypothèse de linéarité du modèle contre l'alternative fournie par le modèle à seuil.

Pour la méthodologie de Tsay la détection du seuil se fait par une procédure graphique ou le paramètre de délai est fixé pour la variable de transition laquelle la linéarité est la plus fortement rejetée. Il essaye de se débarrasser du paramètre de nuisance (le seuil), dans la logique des tests CUSUM⁸⁰. Dans le cadre de régressions ordonnées, le processus associé aux premières observations est linéaire. Dès que l'on introduit l'observation dont la valeur correspond au seuil, le processus correspond alors à une combinaison de deux (ou plus) régressions. Ainsi le profil des résidus récursifs et des autres statistiques sera déformé au niveau du seuil. La localisation du seuil se fait donc par analyse graphique des représentations des différentes statistiques récursives (coefficients et Student) en fonction de la variable de transition ordonnée. Ensuite il teste la linéarité en réarrangeant toutes les observations selon l'ordre croissant de la variable de transition ainsi son test de linéarité revient à tester la nullité de ces coefficients de la régression. Comme chaque méthode, il existe quelques limites telles que :

-une présence suffisamment importante de points aberrants, peuvent biaisées les statistiques récursives;

-si la valeur du seuil est très élevée, de telle sorte que le nombre d'observations intégrées avant la rupture est très grand. Une possibilité est alors de réordonner les observations, non

⁷⁹ Voir Ben Salem, M. et C. Perraudin (2001)

⁸⁰ Le test du CUSUM consiste à représenter graphiquement la série cumulée de ces résidus

pas dans le sens croissant de la variable de transition, mais dans le sens décroissant. Cependant, Tsay suggère uniquement le réarrangement des observations selon l'ordre croissant de la variable de transition;

- même si cette méthode n'est qu'une procédure graphique, elle fournit des indications utiles sur la localisation des seuils et sur le nombre de régimes du modèle à seuil.

Hansen (1996b) choisit d'utiliser la méthode des moindres carrés séquentiels pour estimer le seuil. Il évalue la variance résiduelle du modèle à seuil conditionnellement à cette valeur du seuil. Ces estimations sont effectuées pour toutes les valeurs possibles du seuil. Il choisit d'utiliser la statistique du test LM (*Lagrange Multiplier*). On calcule alors une séquence de statistiques $LM(s)$ à partir d'un balayage sur toutes les valeurs possibles du paramètre de seuil s , c'est-à-dire sur toutes les observations de la variable de transition⁸¹. L'estimation du seuil est alors la valeur qui minimise la variance résiduelle.

Pour résumer les deux procédures de spécification des modèles à seuil, proposées par Tsay (1989) et par Hansen (1996a) contiennent un test de linéarité et une méthode d'estimation. La procédure de Tsay exploite la linéarité par morceaux du modèle à seuil en considérant des régressions réordonnées estimées de façon récursive. Elle permet de tester la linéarité d'une manière simple, à l'aide d'une statistique de Fisher, et de localiser la valeur du seuil à l'aide d'une méthode graphique. Contrairement à Tsay, la démarche de Hansen est moins originale. Son test de linéarité repose sur des statistiques de tests usuels, adaptées à la présence de paramètres de nuisance. La distribution asymptotique n'étant pas connue, elle est approximée par une méthode de bootstrap⁸². Hansen applique la méthode des moindres carrés séquentiels pour estimer le seuil.

Lorsqu'on est en présence d'une règle de sélection, la réalisation des régimes dispose d'information incomplète. Afin de bien comprendre on citera le modèle de référence ou on a une information complète sur la réalisation des régimes car c'est le modèle le plus simple ou on connaît les sous périodes des différents régimes.

⁸¹ Nous retirons les 15 % premières et dernières valeurs des observations classées afin que chaque régime contienne un nombre suffisant d'observations.

⁸² Cette méthode est basée sur des simulations stochastiques.

1.1.6 Modèle de référence.

Avant d'entamer la présentation de ces modèles à seuils, il faudra tout d'abord présenter le modèle où on dispose d'information complète :

$$Y_t = \beta_0^{(j)} + \beta_i^j X_{it} + \varepsilon_{it} \quad \text{si } t \in I_i, \quad i = 1, \dots, k \quad (9)$$

Y_t : La variable endogène.

X_{it} : Un vecteur de p_i variable exogène propre au régime j .

β_i : Un vecteur de p_i coefficients.

ε_{it} : Une perturbation aléatoire supposée gaussienne, centrée, homoscédastique et non autocorrélée, telles que $\text{cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{jt}) = 0$ pour $i \neq j$ puisqu'il y a un « bon » modèle et un seul à un instant donné.

Les I_i sont des sous-ensembles distincts de n_i observations consécutives ou non tels que :

$$\sum_{i=1}^k n_i = T$$

T : taille d'échantillon.

Pour chaque régime j constitué d'un sous-ensemble d'observations I_i , l'estimation des paramètres du modèle peuvent être réalisée par la méthode des MCO (Moindres Carrés Ordinaires) ou bien avec l'estimateur du maximum de vraisemblance. La construction de ce dernier est basé sur la densité de Y_t conditionnelle à l'information $t \in I_i$. Cette densité s'écrit, à chaque instant t :

$$\begin{aligned} f(Y_t | t \in I_i; x_t, \beta_i, \sigma_i) &= \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{y_t - \beta_i' x_{it}}{\sigma_i} \right)^2 \right\} \\ &= \frac{1}{\sigma_i} \varphi \left(\frac{y_t - \beta_i' x_{it}}{\sigma_i} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

Φ : la densité de la loi normale centrée et réduite.

La fonction de log-vraisemblance s'écrit :

$$\ln L(Y_t) = \sum_{i=1}^k \sum_{t \in I_i} \ln f(Y_t | t \in I_i) \quad (11)$$

Hamermesh (1970) a essayé de construire un modèle de détermination des salaires avec deux régimes et un seuil de l'indice de prix à 2 % permettant ainsi d'associer immédiatement chaque observation à l'un des deux régimes. On est dans le cas de notre équation 9.

Si toutefois on suppose que toutes les dates de rupture (t_s) sont connues, Zivot et Andrews (1992) ont souligné les limites de cette hypothèse car un saut peut être interprété comme une rupture. D'où le modèle suivant ou Goldfeld et Quandt (1976) ont supposé l'existence d'une rupture dans une relation économique sans en connaître la date :

$$\begin{cases} Y_t = \beta'_1 X_{1t} + \varepsilon_{1t} & \text{si } t = 1, \dots, t_s-1 \\ Y_t = \beta'_2 X_{2t} + \varepsilon_{2t} & \text{si } t = t_s, \dots, T \end{cases} \quad (12)$$

Avec t_s est la date de rupture à définir. L'équation du log-vraisemblance s'écrit alors :

$$\ln L(Y_t) = \sum_{t=1}^{t_s-1} \ln f(Y_t | \pi_t = 1) + \sum_{t=t_s}^T \ln f(Y_t | \pi_t = 2) \quad (13)$$

qui s'écrit encore :

$$\begin{aligned} \ln L(Y_t) = & -\frac{T}{2} \ln(2\pi) \\ & - (t_s - 1) \ln(\sigma_1) - (T - t_s + 1) \ln(\sigma_2) - \frac{1}{2} \left[\sum_{t=1}^{t_s-1} \left(\frac{y_t - \beta'_1 x_{1t}}{\sigma_1} \right)^2 \right. \\ & \left. + \sum_{t=t_s}^T \left(\frac{y_t - \beta'_2 x_{2t}}{\sigma_2} \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (14)$$

Où t_s est estimée par régression. On évalue ce dernier modèle pour chaque valeur admissible de t_s et la date optimale est alors celle pour laquelle la log-vraisemblance est maximale⁸³.

Avant de présenter la typologie des modèles à seuil, nous avons voulu montrer les différents paramètres de ces modèles. Pour cela on a essayé d'expliquer comment peut-on sélectionner la variable de transition et calculer le seuil. Les deux procédures de spécification des modèles à seuil, proposées par Tsay (1989) et par Hansen (1996a) contiennent un test de linéarité et une méthode d'estimation.

Un autre type de modèle à changement de régime se base sur la date de rupture, il était nécessaire de présenter le modèle de référence où on retrouve une information complète car c'est le modèle le plus simple où on connaît les sous périodes des différents régimes. Il faut

⁸³ Une application sur le comportement des taux d'intérêt nominaux américains à été proposé par Mankiw, Miron et Weil (1987).

signaler que la détermination de la date de rupture et le type du mécanisme qui commande le changement de régimes, bien qu'ils dans certains cas deviennent équivalents, sont deux problèmes différents.

1.2 Typologie des modèles à seuils.

Depuis les années 1970, l'analyse des variables économiques caractérisés par des ruptures structurelles a suscité l'attention des chercheurs. Plusieurs classes particulières de modèles⁸⁴ ont été proposées dans la littérature. Ces modèles sont plus adaptés à la nature des phénomènes économiques étudiés (date de rupture et mécanisme qui gouverne le changement de régimes), et ils fournissent généralement des meilleurs résultats.

Dans le modèle de départ (l'équation (9)), on suppose que le processus générateur des données de la variable endogène est connu à chaque moment. Une question se pose pour l'équation (12) : que s'est-il passé en t_s pour qu'à partir de cette date on passe du régime 1 au régime 2? Les modèles qui incorporant une règle de sélection permettent de répondre à cette question. Cette règle introduite dans ce type de modèles peut être de nature déterministe ou stochastique.

Dans le cas d'une règle de sélection déterministe, on a deux types de modèles à seuils : les modèles autorégressifs à transition brutale (TAR) et à transition souple (STAR). La variable de seuil (dans le modèle TAR) ou de transition (dans le modèle STAR), notée S_t , est une variable exogène appartenant ou non à l'ensemble des variables exogènes X_t du modèle et dont la valeur prise à chaque instant détermine, par rapport à une échelle de seuils s à estimer, le régime en action à cet instant.

Enfin, dans le cas d'une règle de sélection stochastique, on présentera les modèles à changement endogènes.

1.2.1 Modèles à transition brutale.

On retrouve le modèle à seuil avec une transition brutale (TAR) régulièrement dans la littérature de l'économie. Ce modèle simple suppose que le régime est déterminé par une variable par rapport à une valeur de seuil. L'existence d'un seuil empirique semble crédible dans divers milieux économiques.

⁸⁴voir : Goldfeld et Quandt, 1973b; Potter, 1999; Franses et van Dijk, 2000

1.2.1.1 Présentation du modèle TAR.

Les principales caractéristiques de cette classe de modèles est l'existence de plusieurs dynamiques pour une même chronique et le mécanisme de transition d'un régime à l'autre se fait d'une façon brutale (Fonction binaire 1 et 0). Ce modèle était proposé pour répondre aux problèmes liés aux cycles asymétriques. Cependant, pour cause de difficulté à bien identifier la variable de seuil et l'estimer, il n'a pas reçu beaucoup d'attention dans les applications. L'introduction des modèles à seuils inconnus est faite par Goldfeld et Quandt (1972,1973b). Globalement, ces modèles s'obtiennent en substituant au critère de sélection de l'équation 9 un critère à seuils, de sorte que :

$$Y_t = \beta_0^j + \beta_i^j X_{it} + \varepsilon_{it} \quad \text{si } s_{K-1} < S_t = s_K, \quad i = 1, \dots, k \quad (15)$$

$j = 1, \dots, m$, représente le régime définit.

Où S_t est une variable de seuil et les s_K sont des seuils inconnus tels que :

$s_0 < s_1 < \dots < s_K$ (on pose par convention $s_0 = -\infty$ et $s_K = \infty$).

Dans le cas le plus simple, S_t est une variable exogène, mais elle peut très bien prendre la forme d'une somme pondérée de variables exogènes. Dans ce dernier cas, les pondérations sont des paramètres inconnus à estimer (Goldfeld et Quandt, 1973b).

Pour estimer le modèle 15, les auteurs proposent de fixer chaque régime j à un niveau de S_t par rapport à l'ensemble des seuils ordonnés. Une fonction binaire $d_j(S_t)$ est alors associée à chacun des seuils. Cette fonction prend la valeur zéro si $S_t \leq s_K$ et 1 sinon.

$$d_0(S_t) = 1 \text{ et } d_K(S_t) = 0.$$

Par exemple, le modèle à seuils le plus simple est obtenu pour $m = 2$, autrement dit $j=1,2$:

$$\begin{cases} Y_t = \beta_0^1 + \beta_i^1 x_{it} + \varepsilon_{1t} & \text{si } S_t \leq s \\ Y_t = \beta_0^2 + \beta_i^2 x_{it} + \varepsilon_{2t} & \text{si } S_t > s \end{cases} \quad (16)$$

Ce modèle peut se réécrire sous la forme équivalente :

$$\begin{cases} Y_t = \beta_0^1 + \beta_i^1 x_{it} + \varepsilon_{1t} & \text{si } d(S_t) = 0 \\ Y_t = \beta_0^2 + \beta_i^2 x_{it} + \varepsilon_{2t} & \text{si } d(S_t) = 1 \end{cases} \quad (17)$$

ou bien :

$$y_t = (1 - d(S_t))(\beta_0^1 + \beta_i^1 x_{it}) + d(S_t)(\beta_0^2 + \beta_i^2 x_{it}) + (1 - d(S_t))\varepsilon_{1t} + d(S_t)\varepsilon_{2t} \quad (18)$$

La fonction du log-vraisemblance s'écrit alors : **Equation (19)**

$$\ln L(\mathbf{Y}_T) = \frac{T}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln[(1 - \mathbf{d}(\mathbf{S}_t))^2 \sigma_1^2 + \mathbf{d}(\mathbf{S}_t)^2 \sigma_2^2] - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left[\frac{[y_t - (1 - \mathbf{d}(\mathbf{S}_t))\beta_1^1 x_{it} - \mathbf{d}(\mathbf{S}_t)\beta_1^2 x_{it}]^2}{[(1 - \mathbf{d}(\mathbf{S}_t))^2 \sigma_1^2 + \mathbf{d}(\mathbf{S}_t)^2 \sigma_2^2]} \right]$$

Dans leur de travaux, Les auteurs ⁸⁵ envisagent une linéarité par morceaux de la fonction f. En d'autres termes, il existe plusieurs processus générateurs chacun s'appliquant à un sous-échantillon.

Si les dates auxquelles se produisent les sauts sont connues alors la modélisation peut s'effectuer simplement par prise en considération de variables indicatrices. On peut toutefois envisager que l'événement responsable du changement de régime n'est pas simplement observé sur l'échelle des temps mais qu'il peut être signalé par une autre variable, dite variable de transition, supposée exogène. Enfin, il est également possible de considérer que les événements construits sur la variable de transition dépendent de valeurs de paramètres inconnus. Par exemple, si la variable de transition S_t est simplement le temps, $S_t = t$, cela revient à poser que les dates de changement de régimes sont inconnues.

1.2.1.2 Présentation du Modèle SETAR .

Après avoir présenté les modèles de la classe TAR « threshold autoregressive », Tong (1978) et puis Tong et Lim (1980) ont prolongé leurs travaux avec les modèles SETAR (« self-exciting threshold autoregressive »). Ces modèles ont aussi pour but de trouver la linéarité en sous période dont elle n'existait pas en période globale.

L'expression générale d'un modèle SETAR proposé par Tong (1978, 1983) et Tong et Lim (1980) est :

$$\mathbf{y}_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \mathbf{y}_{t-i} + \varepsilon_{it} \text{ si } \mathbf{s}_{K-1} < \mathbf{y}_{t-d} \leq \mathbf{s}_K \quad \mathbf{i} = 1, \dots, \mathbf{k} \quad (20)$$

$s_0 < s_1 < \dots < s_K$ (on pose par convention $s_0 = -\infty$ et $s_K = \infty$), p est l'ordre du polynôme de retards dans le processus autorégressif définissant le régime j ($j = 1, \dots, m$) et d le délai est un paramètre de retard, un entier naturel inconnu tel que $1 \leq d \leq \max(p)$.

Pour m (nombre de régimes) supérieur à deux, ce processus SETAR va être la combinaison de plusieurs morceaux de processus autorégressifs linéaires. Dans ce cas-là, ce processus

⁸⁵ Tong (1978), Tong et Lim (1980), Tong (1983), Tong (1990).

dépend du paramètre de seuil s_j et de modèle AR linéaire d'ordre p_i et de la valeur de d (le paramètre du retard pour la variable à seuil Y_{t-d} appelée le délai). Chaque équation représente un modèle AR linéaire d'ordre p_i avec ε_{it} des erreurs supposées des bruits blancs non corrélés. Ce type de formalisation permet de considérer des structures de retards différentes pour chaque sous période et de mener ainsi une modélisation relativement souple.

Les y_{t-i} sont des valeurs retardées de la variable endogène. Deux points de vue divergent sur l'intégration de la variable à seuil parmi les variables explicatives. Selon Tong (1990), Caner et Hansen (2001), la variable de seuil est une variable qui ne figure pas parmi les variables explicatives. Cependant, d'autres considèrent que cette variable détermine les changements de régimes, il semble naturel de l'introduire parmi les variables explicatives.

Pour la variable de transition étant inconnue, le test de linéarité de Tsay (1989) cité auparavant s'effectue sur toutes les variables retardées possibles. Le choix de d repose sur l'idée que si un modèle SETAR est nécessaire, il faut retenir le paramètre de délai pour lequel la linéarité est la plus fortement rejetée.

Alternativement, la procédure d'identification de Tong permet aussi de déterminer la variable de seuil. Elle consiste à répéter l'analyse avec les différentes valeurs possibles de d et de retenir comme valeur optimale du paramètre de délai, celle qui minimise le critère AIC⁸⁶.

La validité des critères d'information Akaike (1973) ou Schwarz (1978) dans un contexte de non linéarité peut être discutée⁸⁷; néanmoins faute de mieux, ils sont toujours utilisés.

Lorsque la variable de transition est déterminée, il reste à identifier l'emplacement de ou des seuils. Dans ce cadre, Tong et Lim (1980) proposent d'estimer les paramètres du modèle SETAR à deux régimes en se basant sur le critère AIC. Un inconvénient de la méthode de Tong et Lim (1980) est lié au fait que les valeurs optimales du modèle ne sont pas détectées selon un critère unique pour tous les paramètres⁸⁸. De plus, la mise en œuvre de la méthode de Tong et Lim (1980) est peu pratique. Hansen (1997) essaye alors de procéder autrement en proposant un modèle non-linéaire à une équation et pour chaque régime, il associe une variable indicatrice. Son modèle optimale revient à minimiser la variance de l'erreur résiduelle. Pour $k = 2$, un tel modèle prend la forme suivante :

$$y_t = \left(\beta_{10} + \sum_{j=1}^p \beta_{1j} y_{t-j} \right) y_{t-d \leq s} + \left(\beta_{20} + \sum_{j=1}^p \beta_{2j} y_{t-j} \right) y_{t-d > s} + \varepsilon_t \quad (21)$$

⁸⁶ « Akaike Information Criterion », Akaike, 1974

⁸⁷ Voir Kapetanios, 2001.

⁸⁸ Notons par ailleurs que Clements et Krolzig (1998) mettent en doute la pertinence du critère AIC pour sélectionner l'ordre des retards dans les modèles non-linéaires.

Les premières observations sont liés au modèle linéaire mais une fois l'observations dont la valeur correspond au seuil est introduite, le processus devient une combinaison de deux régressions.

La trajectoire des résidus récurrents sera alors déformée lorsqu'elle atteint la valeur du seuil, qui se situe donc à la première rupture identifiée⁸⁹. Enfin, la détermination de la variable de transition (le délai) et la fixation de l'emplacement de seuil permettront d'estimer ce modèle SETAR.

1.2.1.3 Présentation du modèle Nested TAR (NeTAR models).

On ne peut exposer les extensions du modèle TAR sans mentionner les travaux importants proposés par Astatkie, Watts et Watt (1997) concernant le modèle NeTAR. Ce modèle TAR imbriqué a la particularité d'être déterminé non pas par une mais par plusieurs origines qui provoquerai la non linéarité du modèle. Ces sources sont représentées par de nombreuses variables à seuil agissant selon un schéma d'imbrication donné. L'estimation de ce modèle NeTAR se fait grâce un processus séquentiel, dans lequel les paramètres de retard sont définis par un lissage non paramétrique⁹⁰ et l'estimation des seuils du modèle non linéaire.

Supposons que pour une chronique donnée, on suspecte deux sources de non-linéarité. Les variables de transition peuvent être une valeur retardée de la variable endogène y_{t-p} (où $p \geq 0$ est inconnu) et une valeur actuelle ou retardée d'une variable X_{et} , appartenant au vecteur de variables exogènes. Si y_{t-d} agit au premier niveau et prend ses valeurs dans une partition de k_1 intervalles et si, pour un intervalle $I \in [1, k_1]$, x_{1t} prend ses valeurs dans une partition de k_2 intervalles, alors le modèle obtenu est un modèle NeTAR à j régimes. Ce modèle peut se mettre sous la forme :

Equation(22)

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^p \beta_{1i} y_{t-j} + \sum_{e=1} \gamma_{1e} X_{et} + \varepsilon_{1t} \quad \text{si } x_{1t} \leq s_2 \quad \text{et } y_{t-d} \leq s_1 \\ \sum_{i=1}^p \beta_{2i} y_{t-j} + \sum_{e=1} \gamma_{2e} X_{et} + \varepsilon_{2t} \quad \text{si } x_{1t} > s_2 \quad \text{et } y_{t-d} \leq s_1 \\ \sum_{i=1}^p \beta_{3i} y_{t-j} + \sum_{e=1} \gamma_{3e} X_{et} + \varepsilon_{3t} \quad \text{si } x_{2t} \leq s_3 \quad \text{et } y_{t-d} > s_1 \\ \sum_{i=1}^p \beta_{4i} y_{t-j} + \sum_{e=1} \gamma_{4e} X_{et} + \varepsilon_{4t} \quad \text{si } x_{2t} > s_3 \quad \text{et } y_{t-d} > s_1 \end{array} \right.$$

⁸⁹Mignon etLardic, 2002.

⁹⁰ Par exemple la méthode des moyennes mobiles.

Comme exemple de ce modèle, Astatkie, Watts et Watt (1997) dans leurs travaux exploitent les données hydrologiques islandaises de Tong (1990). Ils montrent que le débit journalier de la rivière *Jökulsáeystri* est expliqué par des facteurs fluviaux et météorologiques selon la capacité courante du bassin soit forte ou faible. Dans le cas où elle est faible, selon que la température moyenne des trois derniers jours x_t soit faible, moyenne ou élevée Ils arrivent à construire un modèle qui performe les autres types de modélisation.

Pour résumer le modèle NeTAR est utilisé lorsqu'on est en présence de plusieurs sources de changement autrement dit de plusieurs variables à seuils.

1.2.1.4 Limites du modèle à transition brutale.

Un nombre croissant de modèles de seuil a été développé au cours des deux dernières décennies, afin de capturer les mouvements linéaires des chroniques financière. Tong (1983) développe un modèle a seuil autorégressif (TAR) qu'il utilise pour prédire les mouvements de prix des actions. Depuis, un certain nombre de nouveaux modèles ont été proposées, Tsay (1998) développe un modèle TAR multivariée pour les activités d'arbitrage sur le marché de la sécurité. Dueker et al. (2007) développe un modèle TAR pour les obligations, dans un marché financier.

Ces travaux se rejoignent dans trois limitations principales qui ne sont pas toujours soutenables. Premièrement, cela impose qu'une variation de la variable de transition puisse entraîner subitement le passage d'un régime à l'autre, même si cette évolution est minime. Il paraît souvent plus logique que le passage d'un régime à l'autre se fasse graduellement. La seconde limite qui découle également du mécanisme de transition est que la distance au seuil n'affecte pas le passage d'un régime à l'autre, seul le fait d'être supérieur ou inférieur au seuil importe. Troisièmement, ce modèle ne peut inclure qu'un nombre limité de régimes comme dans le cas du modèle à changements de régimes markoviens, il n'est donc pas toujours possible de prendre en compte des mécanismes non-linéaires complexes.

1.2.2 Les modèles à changement de régime lisse.

On reproche aux modèles TAR leur brutalité de la transition entre les régimes pouvant notamment mettre en doute la crédibilité des prévisions qui en sont issues. Supposons par exemple dans un SETAR à deux régimes et que la variable à seuil y_{t-d} est très légèrement inférieur à la valeur du seuil s , mais que l'observation soit légèrement supérieur à s alors le modèle en $t+1$ sera tirée d'une équation différente de celle utilisée en t . Par ailleurs la

discontinuité au niveau du seuil complique l'étape d'estimation. Afin de pallier à ces difficultés, Chan et Tong (1986) ont proposé de retenir une transition douce entre les différents régimes définissant ainsi la classe des processus STAR (Smooth Transition Autoregressions).

Cette démarche a alors l'avantage de répondre simultanément aux trois critiques formulées précédemment. En effet, un modèle à transition lisse a l'avantage de pouvoir être vu comme un modèle contenant un continuum de régimes. L'appartenance à un régime dépend alors de la fonction de transition et de la distance entre le seuil et la variable de transition.

De plus, il permet de choisir entre différents types de transition, mais aussi d'estimer la vitesse de transition, plutôt que de l'imposer brutale. Enfin, le seuil est estimé comme les autres paramètres autorégressifs, et non pas déterminé dans la première étape de la spécification. La variable de transition est en revanche toujours déterminée lors de la première étape.

1.2.2.1 Présentation du modèle STAR.

Bacon et Watts (1971) sont les premiers auteurs à avoir introduit le terme de transition lisse pour la modélisation avec changements de régime. Les modèles autoregressive à transition lisse STAR (Smooth Transition Autoregressive) ont été proposés initialement par Chan & Tong (1987) puis Luukkonen et al. (1988) ont généralisées les modèles à transition brutale (modèles TAR) permettant ainsi une transition lisse entre les régimes. Les propriétés statistiques des processus STAR ont été étudiées par Teräsvirta et Anderson (1992) et Teräsvirta (1994) alors que leurs développements récents ont été introduits par Van Dijk, Teräsvirta et Franses (2002). Ces modèles semblent adéquats pour une meilleure modélisation d'un cycle économique car ils sont composés de deux régimes extrêmes et le passage entre ces régimes n'est pas brutal.

La nature de la transition dépendre des valeurs passées de la chronique (comme aux modèles de SETAR) ou des variables exogènes et elle est donnée par les résultats des tests de linéarité et de spécification du modèle. Elle n'est donc pas imposée a priori. Il en est de même de la vitesse de transition entre les régimes.

Ces modèles STAR peuvent engendrer de l'asymétrie puisque la dynamique des régimes alternatifs est différente. La forme générale des modèles STAR est similaire à celle des modèles TAR à deux états. Cependant, les principales dissemblances entre les deux régimes sont :

TAR	STAR
La transition des modèles est brutale	La transition des modèles est douce
Utilise une variable de transition	utilise une fonction de transition

Dans le cas le plus simple, nous assistons à un seul changement de régime caractérisé par la fonction de transition qui vient pondérer les équations à deux dynamiques différentes. Pour simplifier, on suppose l'égalité des variances des résidus. On obtient donc l'écriture suivante :

Equation (23)

$$y_t = \left(\beta_{01} + \sum_{j=1}^p \beta_{1j} y_{t-j} \right) [1 - F(S_t; s, \gamma)] + \left(\beta_{02} + \sum_{j=1}^p \beta_{2j} y_{t-j} \right) F(S_t; s, \gamma) + \varepsilon_t$$

où $\gamma > 0$ vitesse de transition; $F(S_t, s, \gamma)$, est une fonction de transition dérivable sur l'intervalle $[0,1]$. Chaque valeur extrême de cet intervalle correspond à un système donné, et correspond à la continuité des valeurs intermédiaires. Comme le modèle SETAR, la variable de transition S_t peut être la valeur de retard de y_t , mais elle peut aussi être une variable exogène ou une fonction d'une variable exogène.

La variable de transition st peut être une valeur retardée de y_t comme dans les modèles SETAR mais elle peut aussi être une variable exogène ou une fonction de variables exogènes⁹¹.

Dans la majorité des travaux, le choix de la fonction de transition s'effectue entre les deux formulations suivantes :

- ✓ Soit avec une fonction de type logistique, qui donne le modèle LSTAR (Logistic STAR).
- ✓ Soit avec une fonction de type exponentielle qui donne le modèle ESTAR (Exponential STAR).

1.2.2.2 Les modèles LSTAR et ESTAR.

Traditionnellement, deux types de fonction de transition sont considérés en séries temporelles : la fonction de transition logistique (modèle LSTAR) et la fonction de transition exponentielle (modèle ESTAR). Ces deux fonctions génèrent des changements de régimes de nature différente. La modélisation LSTAR a été appliquée par Teräsvirta & Anderso (1992)

⁹¹Voir « van Dijk, Franses et Teräsvirta, 2000 »

pour représenter les fluctuations cycliques en distinguant la dynamique des expansions et des récessions. Ce modèle est ainsi capable d'engendrer des réalisations asymétriques. En revanche, la modélisation ESTAR a été plutôt utilisée pour analyser la dynamique des taux de change réels autour de la parité centrale dans une zone cible, comme le proposent par exemple Killian, Lutz et Taylor (2003). Cette spécification autorise donc une fluctuation relativement libre du taux de change autour de sa parité, et permet de tenir compte des interventions des autorités monétaires pour le ramener vers son cours pivot lorsqu'il s'en est éloigné.

➤ **LSTAR :**

$F(s_t; s, \gamma)$ est une fonction logistique. Dans leur ouvrage Bresson et Pirotte (1995) décrivent ce type de modèles comme une situation où les phases de contraction et d'expansion du cycle d'affaires peuvent avoir des dynamiques différentes mais la transition entre les deux phases n'est pas brutale. la fonction logistique d'ordre 1: LSTAR

$$F(S_t; s, \gamma) = (1 + \exp\{-\gamma(S_t - s)\})^{-1}, \quad \gamma > 0 \quad (24)$$

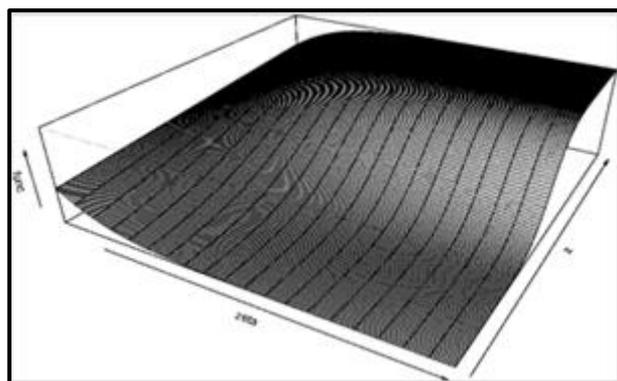


Figure 30 : La fonction de transition pour le modèle logistique LSTAR⁹².

Il existe des fonctions de transition logistiques d'ordre supérieur à 1.

➤ **ESTAR :**

$F(s_t; s, \gamma)$ a une forme exponentielle. Les modèles ESTAR sont généralement utilisés pour modéliser des processus dont l'évolution est caractérisée par des phases semblables mais d'intensités différentes. la fonction exponentielle d'ordre 1: ESTAR

$$F(S_t; s, \gamma) = 1 - \exp\{-\gamma(S_t - s)^2\}, \quad \gamma > 0 \quad (25)$$

⁹²Source: Van Dijk, D.; Teräsvirta, T.; Franses, P. H. (2002).

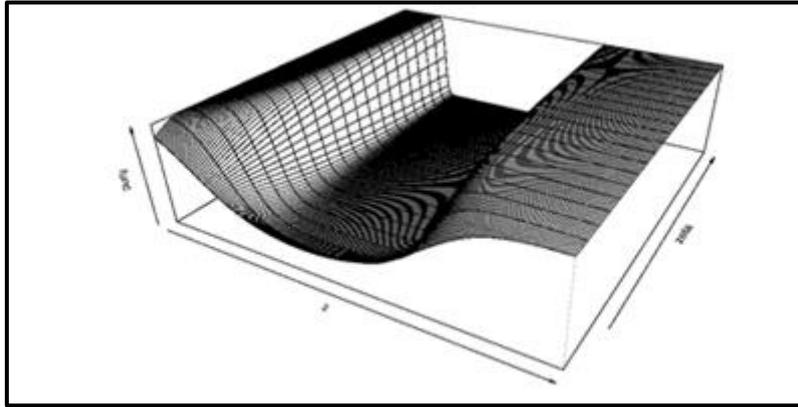


Figure 31 : La fonction de transition pour le modèle exponentiel ESTAR⁹³.

Comme les modèles LSTAR, la fonction de transition pour le modèle exponentiel peut être d'ordre supérieur à 1.

1.2.2.3 Modèle Multi-Régime STAR (MRSTAR).

Une extension des modèles LSTAR est proposée par VanDijk et Franses (1999). Il s'agit du modèle *Multi-Regime STAR* (MRSTAR) qui permet de généraliser le modèle LSTAR à plus de deux régimes. Ce modèle non-linéaire à plusieurs régimes est plus approprié pour rendre compte de mécanismes complexes régissant le changement. Le choix du régime se fait suivant :

- Deux ou plusieurs variables de transition S_{it} ($i = 1, 2, 3, \dots$) où chacune des variables est comparée à un seuil spécifique s_i .
- Une seule variable de transition comparée à plusieurs seuils.

Le premier cas (avec deux variables de transition imbriquées) est défini par la configuration suivante : selon les deux cas : $S_{2t} \leq s_2$ OU $S_{2t} > s_2$, la variable dépendante y_t est expliquée soit par un modèle LSTAR soit par un autre modèle LSTAR qui décrit deux régimes selon les valeurs de S_{1t} par rapport à s_1 . Le modèle MRSTAR contient par conséquent quatre régimes qui se situe aux régions $(S_{1t} \leq s_1, S_{2t} \leq s_2)$, $(S_{1t} > s_1, S_{2t} \leq s_2)$, $(S_{1t} \leq s_1, S_{2t} > s_2)$ et $(S_{1t} > s_1, S_{2t} > s_2)$. Avec $F_{1t} = F(S_{1t}; s_1, g_1)$ et $F_{2t} = F(S_{2t}; s_2, g_2)$ les fonctions logistiques associées à S_{1t} et à S_{2t} , le modèle prend la forme :

⁹³Source : Van Dijk, D.; Teräsvirta, T.; Franses, P. H. (2002).

Equation (27)

$$y_t = \left[\left(\beta_{10} + \sum_{i=1}^p \beta_{1i} y_{t-i} \right) (1 - F_{1t}) + \left(\beta_{20} + \sum_{i=1}^p \beta_{2i} y_{t-i} \right) F_{1t} \right] (1 - F_{2t}) + \left[\left(\beta_{30} + \sum_{i=1}^p \beta_{3j} y_{t-i} \right) (1 - F_{1t}) + \left(\beta_{40} + \sum_{i=1}^p \beta_{4i} y_{t-i} \right) F_{1t} \right] F_{2t} + \varepsilon_t$$

Selon que les fonctions de transition (F_{1t} , F_{2t}) prennent les valeurs limites (0,0), (1,0), (0,1) et (1,1), le modèle se réduit respectivement au 1er, 2e, 3e ou 4e régime. Le cas $F_{1t} = F_{2t} = 0,5$ correspond à une absence de transition et le modèle MRSTAR se réduit à un modèle linéaire AR(p) simple, tandis que lorsque une des deux fonctions de transition est égale à 0,5, on obtient le modèle STAR à deux régimes. Si les deux vitesses sont infinies, le modèle MRSTAR devient équivalent au modèle NeTAR (les transitions sont instantanées). Concernant l'identification et l'estimation d'un modèle MRSTAR, van Dijk et Franses proposent d'abord d'identifier les variables de transition suivant la procédure de Luukkonen et al (1988) qui consiste à tester par les moindres carrés non linéaires un modèle LSTAR en commençant par de la variable de transition la plus représentative.

Afin de détecter la persistance d'une non-linéarité non expliquée, les auteurs développent une statistique *LM* pour tester l'hypothèse nulle d'un modèle STAR à deux régimes contre l'hypothèse alternative d'un modèle MRSTAR à quatre régimes. Le rejet de l'hypothèse nulle les conduit alors à proposer une extension du modèle LSTAR qui est le modèle MRSTAR. Les auteurs démontrent que le PIB réel des États-Unis peut être modélisé par un modèle MRSTAR en prenant comme variables de transition un indicateur de tendance et un indicateur conjoncturel (structure expansionniste ou récessionniste du PIB réel). Etudiant également les données américaines, Dufrénot, Mignon et Péguin- Feissolle (2004) estiment que le modèle MRSTAR est plus approprié pour tenir compte des effets asymétriques des chocs monétaires sur le PIB.

Le deuxième cas est un modèle MRSTAR où plusieurs régimes sont définis par une seule variable de transition mais plusieurs seuils. Considérons dans le cadre de l'équation (27), le cas particulier où $S_{1t} = S_{2t} = S_t$ et posons $s_1 < s_2$. On définit ainsi trois régions pour la variable de transition : les valeurs inférieures à s_1 appartiennent au régime 1, celles comprises entre s_1 et s_2 appartiennent au régime 2 et celles supérieures à s_2 appartiennent au régime 4. Le régime 3 défini par les conditions $S_t \leq s_1$ et $S_t > s_2$ correspond à une région d'impossibilité.

On vérifie que le produit $(1 - F_{1t}) F_{2t}$ dans la relation (27) est négligeable quelle que soit la valeur de S_t . Ceci implique que F_{2t} est une bonne approximation de $F_{1t} F_{2t}$. Par conséquent, en développant l'équation (27), on peut écrire le modèle MRSTAR à trois régimes sous la forme suivante :

$$y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_{1i} y_{t-i} + \left(\beta'_0 + \sum_{i=1}^p \beta'_i y_{t-i} \right) F_{1t} + \left(\beta''_0 + \sum_{i=1}^p \beta''_i y_{t-i} \right) F_{2t} + \varepsilon_t \quad (28)$$

Avec

$$\beta'_i = \beta_{2i} - \beta_{1i} \quad \text{et} \quad \beta''_i = \beta_{4i} - \beta_{2i}, \quad i=0, \dots, p.$$

Cette formule est utilisée dans le cas d'une seule variable de transition comparée à plusieurs seuils et estimé avec le modèle MRSTAR.

1.2.2.4 Les extensions des modèles STAR.

Il existe d'autres modèles à changement de régimes avec une transition lisse. Ce sont des extensions des modèles STAR. Tout d'abord, on retrouve le modèle TV STAR pour Time-varying STAR développé par Lundbergh, Teräsvirta et van Dijk (2003) qui représente un cas particulièrement intéressant du modèle MRSTAR et qu'on l'obtient lorsque la variable de transition S_{2t} dans l'équation 27 est le temps ($S_{2t} = t$). Ce modèle se réduit alors à un modèle STAR à deux régimes dont les paramètres changent au-delà d'une date t^* estimée.

Une autre extension du modèle STAR plus précisément celui du modèle ESTAR est QLSTAR de Jansen et Teräsvirta (1996) qui suggèrent un autre modèle à trois régimes mais avec une fonction logistique quadratique (QLSTAR) :

$$F(S_t; s_1, s_2, \gamma) = (1 + \exp\{-\gamma(S_t - s_1)(S_t - s_2)\})^{-1} \quad (29)$$

La différence entre ESTAR et QLSTAR est que le modèle QLSTAR peut rendre asymétrique le seuil qui sépare les régimes extrêmes de l'intermédiaire contrairement au modèle ESTAR qui ne le permet pas par construction (Uctum, 2007).

Enfin, des travaux récents ont proposé des processus transition douce avec mémoire longue : dans un modèle FISTAR, la variable modélisée est la différence fractionnaire de y_t , alors que Granger et Teräsvirta (1997) généralisent l'équation (23) à un modèle STR (*Smooth*

Transition Regression) en remplaçant tout ou partie de ses régresseurs par des variables exogènes.

1.2.3 Modèles à changements endogènes

Après avoir vu les modèles à seuils avec l'hypothèse d'une variable de transition déterministe, Maddala (1986b, 1991) propose un modèle mais avec une variable de transition stochastique de l'équation (16). Le modèle à deux régimes se présente sous la forme :

Equation(30)

$$y_{it} = \beta'_1 x_{it} + \varepsilon_{it} \quad i = 1,2$$

$$y_t = y_{1t}, \text{ si } S_t = \mu' z_t + \eta_t < 0$$

$$y_t = y_{2t}, \text{ si } S_t = \mu' z_t + \eta_t \geq 0$$

Où :

y_{it} : Des variables endogènes latentes⁹⁴ non observables (tandis que y_t est observable).

z_t : Un vecteur de variables exogènes.

x_{it} , ayant $\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \eta_t$ les erreurs aléatoires telles que $[\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \eta_t]' \sim Niid(0, \Omega)$, avec :

$$\Omega = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{1\eta} \\ \sigma_{12} & \sigma_2^2 & \sigma_{2\eta} \\ \sigma_{1\eta} & \sigma_{2\eta} & \sigma_\eta^2 \end{bmatrix}$$

Cette densité inconditionnelle de y_t est une somme de densités conditionnelles aux régimes pondérées par les probabilités:

$$h(y_t) = f(y_t | \eta_t < -\mu z_t) p(\eta_t < -\mu z_t) + f(y_t | \eta_t \geq -\mu z_t) p(\eta_t \geq -\mu z_t) \quad (31)$$

La fonction de vraisemblance peut alors être construite comme le produit sur tous les points de la période de la fonction $h(y_t)$.

Maddala définit les changements endogènes lorsqu'on a $cov(\eta_t, \varepsilon_{1t}) = \sigma_{1\eta} \neq 0$ et / ou $cov(\eta_t, \varepsilon_{2t}) = \sigma_{2\eta} \neq 0$, tandis que ε_{1t} et ε_{2t} peuvent ou non être indépendantes entre elles.

⁹⁴Une variable latente est une variable qui ne peut pas être mesurée directement, mais qui est supposée être à la base des variables observées. Un facteur de l'analyse factorielle est un exemple de variable latente.

La covariance non nulle entre η_t et ε_{it} peut résulter par construction du fait que la variable non observable y_{it} apparaît parmi les déterminants de la variable de transition S_t .

Dans les travaux menés dans cette situation, on peut citer les propos d'Osielwalski et Welfe (1998), qui ont testé sur des données polonaises l'hypothèse d'interdépendance entre le prix et le salaire. Dans le cas d'une inflation élevée (variable S_t), cette hypothèse est acceptée alors qu'elle est rejetée en situation de faible inflation.

On peut citer également les travaux de Jensen (1990) sur données Malaisiennes où il valide l'hypothèse selon laquelle la décision des couples d'avoir des enfants est impactée par leur sentiment d'avoir sécurisé leur période de vieillesse (variable S_t) compte tenu du nombre d'enfants auxquels ils ont déjà donné naissance.

Si le modèle à plusieurs régimes, le modèle à changement endogène devient à choix possédant p modalités. L'estimation dans ce cas est différente de celle à deux régimes présentée ci-dessus et nécessite une procédure particulière en deux étapes spécifique⁹⁵.

Extension des Modèles à changements endogènes.

Il existe une combinaison des modèles à changement endogène avec les modèles à choix multiples ou le régime sélectionné dans ce type de modélisation sera celui qui maximise ou minimise la variable dépendante. Prenons l'exemple d'un individu à qui on demande de choisir parmi diverses options celle qui lui procurera un avantage relatif. Ensuite, on compare les résultats de tous ses choix, c'est-à-dire les valeurs des variables latentes calculées dans le cadre des différents états. Cette comparaison se base donc sur les variables endogènes latentes qui peuvent être expliquées que l'individu observe à chaque moment le régime sans observer le régime sélectionné à l'issue de la comparaison.

La propriété de coexistence des régimes constitue également une caractéristique des modèles à changements endogènes. Autrement dit, elle implique que les deux termes d'erreur ε_{1t} et ε_{2t} sont tous distribués sur l'ensemble de la période, contrairement aux termes d'erreur de l'équation (16) ou (20) où chacun est défini sur le sous-ensemble des dates de réalisation du régime correspondant.

Le modèle général à k régimes où la règle de décision est définie, par exemple, par la fonction \max s'écrit :

Equation (32)

$$y_{1t} = \beta_1^j x_{it} + \varepsilon_{it} \quad i = 1, \dots, k$$

⁹⁵ Voir Amemiya, 1983 ou Maddala, 1987 pour les détails méthodologiques

$$et y_t = y_{1t}, \quad si y_{1t} = \max(y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{kt})$$

On retrouve dans la littérature plusieurs applications de ce type de modèle. Willis et Rosen (1979) ont construit un modèle de choix d'éducation pour décrire l'orientation des préférences y_t d'un individu pour le niveau d'études i selon que la valeur actualisée y_{it} de ce niveau d'études. La valeur est estimée en fonction du salaire attendu après la prise en considération des spécificités de l'individu.

Remzi Uctum dans son article modèle a changement de régime : essai de synthèse cite que : « King et Leape (1998) définissent une composition optimale de portefeuille en supposant que chaque combinaison y_{it} d'actifs donne lieu à un niveau d'utilité $v_{it} = v(x_{it})$. Le choix de la combinaison optimale y_t est déterminé en maximisant ces niveaux d'utilité.

Une autre variante du modèle à changements endogènes à deux régimes est le modèle de déséquilibre à prix fixe, où nous utilisons une fonction min (Barro et Grossman (1971); Bénassy (1984) pour une approche théorique, Quandt (1988); Laroque et Salanié (1995)). Ce modèle décrit une offre y_{St} et une demande y_{Dt} non observables, définissant des variables endogènes latentes qui coexistent à chaque instant. La quantité échangée observable y_t est à chaque instant égale à l'offre lorsqu'il y a excès de demande ou à la demande lorsqu'il y a excès d'offre suivant le principe de l'échange volontaire⁹⁶ ».

Ainsi, ce modèle de déséquilibre sur un marché à prix fixe est formulé comme:

Equation (33)

$$y_{St} = \beta'_S x_{St} + \varepsilon_{St},$$

$$y_{Dt} = \beta'_D x_{Dt} + \varepsilon_{Dt},$$

$$y_t = \min(y_{St}, y_{Dt})$$

où l'on suppose que $\varepsilon_{St} \sim N(0, \sigma^2_S)$, $\varepsilon_{Dt} \sim N(0, \sigma^2_D)$ et $\text{cov}(\varepsilon_{St}, \varepsilon_{Dt}) = 0$, nous pouvons reformuler la condition min de la façon équivalente suivante :

$$y_t = y_{St}, \quad si y_{St} < y_{Dt}$$

$$et y_t = y_{Dt}, \quad si y_{St} \geq y_{Dt}$$

S'il y a un excès de demande (régime d'offre), le modèle peut s'écrire :

$$\begin{cases} y_t = \beta'_S x_{St} + \varepsilon_{St} \\ y_t < \beta'_D x_{Dt} + \varepsilon_{Dt} \end{cases}, \quad \text{ou encore} \quad \begin{cases} \varepsilon_{St} = y_t - \beta'_S x_{St} \\ \varepsilon_{Dt} > y_t - \beta'_D x_{Dt} \end{cases}$$

⁹⁶Ou la règle du minimum.

Tandis qu'en cas d'excès d'offre (régime de demande), on aura :

$$\begin{cases} y_t = \beta'_D x_{Dt} + \varepsilon_{Dt} \\ y_t < \beta'_S x_{St} + \varepsilon_{St} \end{cases}, \quad \text{ou encore} \quad \begin{cases} \varepsilon_{Dt} = y_t - \beta'_D x_{Dt} \\ \varepsilon_{St} > y_t - \beta'_S x_{St} \end{cases}$$

Ce modèle prend en compte ce changement endogène dans le cas d'un excès de la demande ou de l'offre.

Pour conclure ce paragraphe, il faut souligner que l'apport de ces modèles à seuils concernant la question de la prévision de court et moyen terme des séries macroéconomiques et financières, s'est posée. Au vu des résultats de Stock et Watson (1999), il semble ressortir que les modèles à seuils n'arrivent pas à fournir des prévisions ponctuelles significativement meilleures que les modèles non-linéaires de type ARIMA. Toutefois, ces modélisations nécessitent un renouvellement des critères d'évaluation de la qualité des prévisions pour montrer leur apport. En effet, comme le signalent Colletaz et Hurlin (2006b), si la prévision est à la place envisagée à partir d'intervalle de confiance ou sous la forme de densité, les modèles à seuils peuvent alors permettre de rendre compte de l'asymétrie autour des prévisions ponctuelles, ce qui n'était pas possible à partir de modèle linéaire.

Les principaux inconvénients de ces modèles à seuils résident dans la complexité de leurs méthodes d'estimation. De plus, la méthode de Tsay, qui semble la plus simple relativement, est beaucoup critiquée du fait notamment de l'utilisation de l'analyse graphique. En effet, le graphique de bon nombre de séries ne se présentant pas sous une forme assez lisible, cette méthode n'est qu'approximative. De ce fait, malgré leurs bonnes propriétés, on leur préfère souvent les modèles vectoriels à correction d'erreurs stochastique.

Néanmoins, parmi les modèles mentionnés ci-dessus, beaucoup de modèles à une seule variable de transition seulement, alors dans nombreuses applications empiriques, un modèle à deux ou plusieurs variables de seuil est plus approprié (Leeper (1991), Tiao et Tsay (1994), Edison (2000)).

D'un autre côté et dans le cas d'une variable de transition aléatoire, la présentation du modèles à changement endogène était nécessaire. Le changement se fait au niveau de la variable endogène grâce à une variable latente. Ces modèles à changement endogène peuvent expliquer différentes situations de la variable endogène et peut être mixé avec d'autres types de modèles. Un autre type de modèle à changement de régime qui pose que cette variable de transition est de type aléatoire : les modèles probabilistes.

2. Modèles probabilistes.

La compréhension d'un phénomène et de son évolution, à partir de séries temporelles, est un domaine de recherche actif. Les modèles AR, ARMA ou ARIMA permettent de modéliser des processus stationnaires c'est à dire dont les caractéristiques (moyenne, variance, etc) ne changent pas avec le temps. Dans certaines conditions, ces modèles ne sont pas suffisants, on doit alors utiliser d'autres approches dont des modèles probabilistes. Ces modèles probabilistes ont bien servis dans le domaine de la finance, comme exemple les crises financières, qui avaient des impacts importants sur les séries temporelles financières (Jeanne and Masson, 2000 ; Hamilton, 2005).

En examinant la conjoncture financière, on remarque que les variables financières se comportent différemment lorsqu'il y a une crise sur le marché financier. Partant de ce constat, afin de bien concevoir les comportements du marché financier, nous avons fait appel à d'autres approches bien différentes qui seront capables de prendre en compte le caractère non linéaire présent dans les séries temporelles financières. Dans ces modèles probabilistes, l'économètre ne connaît pas le régime en cours et il ne sait pas non plus ce qui impulse le changement d'un régime à un autre.

Une manière de modéliser ce phénomène est de supposer que la nature choisit parmi les k régimes suivant une distribution de probabilités inconnue et à estimer (modèles à mélanges de distributions).

Une autre solution adéquate consiste à l'approche « changement des régimes », selon laquelle une série temporelle financière pourrait être modélisée en deux régimes différents, c'est-à-dire que la série peut évoluer de l'un à l'autre au fil du temps. L'apport de ce modèle consiste à modéliser les changements de régimes avec des modèles à chaîne de Markov cachée. Les modèles à changement de régime markovien sont classiquement utilisés pour modéliser un processus aléatoire ayant des caractéristiques (ou paramètres) qui modifient au cours du temps. Nous verrons dans la suite que ces modèles sont très flexibles et permettent de modéliser des séries temporelles complexes.

Remzi Uctum explique : « On peut interpréter les probabilités structurelles associées aux divers régimes comme des probabilités associées aux différentes issues d'une règle de sélection implicite inconnue par l'économètre mais qui gouverne réellement le choix de régimes. De façon symétrique, la spécification explicite d'un tel schéma n'enlève en rien

l'intérêt d'une approche inductive consistant à évaluer la probabilité d'un régime à partir de sa fréquence d'apparition empirique selon le schéma de sélection (Quandt et Ramsey, 1978) ».

2.1-Modèles à mélange de distributions.

L'estimation de distribution de probabilité pour un échantillon observé constitue l'un des problèmes les plus anciens des statistiques inférentielles. Dans nombreux cas, l'estimation se fait à l'aide des lois de probabilité classiques mais il existe des cas où ce cadre théorique n'est pas applicable. Pour modéliser ces phénomènes, deux approches sont possibles : l'approche non-paramétrique ou l'approche paramétrique améliorée.

Depuis les années 70, dans les domaines aussi variés tels que l'économie ou bien la finance, les chercheurs se sont intéressés à la modélisation de systèmes présentant plusieurs régimes de fonctionnement. Parmi les travaux ceux de Hudson (Hudson, 1966), de Quandt (1958), de Goldfeld et Quandt (1973) qui ont donné les premiers principes d'une telle représentation. Depuis, de très nombreux travaux ont précisé et développé ce formalisme dont les applications sont nombreuses dès qu'un système présente, de façon naturelle ou provoquée, des changements de régime (Breiman, 1993), (Pucar et Sjöberg, 1988).

2.1.1 Définition des modèles à mélanges de distributions.

Le modèle de mélanges de distribution est le modèle théorique de base le plus répandu. Quandt (1972) et Goldfeld et Quandt (1973a) ont proposé de modéliser ces changements en affectant des probabilités non conditionnelles aux différents régimes. L'approche peut être définie en termes de « mélange de distributions normales ».

Plusieurs travaux ont été faits sur l'estimation des mélanges de densité⁹⁷. Chaque observation x_i ($i \leq n$) sera une réalisation d'une variable aléatoire x de densité $f(x)$: Ces modèles peuvent être définis comme la distribution non conditionnelle de la variable endogène obtenue comme la moyenne pondérée des distributions conditionnelles de cette variable, les coefficients de pondération étant les probabilités non conditionnelles. Ce type de modélisation a alimenté une abondante littérature dans nombre de disciplines⁹⁸. Cependant, l'interprétation que l'on peut attribuer à un modèle à mélange de distributions, en tant que modèles à changements de régimes réside à calculer les probabilités des régimes conditionnelles aux réalisations de y_t . Afin de calculer ces probabilités, on doit déterminer les valeurs des paramètres estimés.

⁹⁷Voir : BOC(1977), CEL(1992), etc

⁹⁸Voir par exemple : Everitt et Hand, 1981; Titterington, Smith et Makov, 1985

2.1.2 Généralités sur les mélanges de lois.

Pour un échantillon donné: $E = (x_1 \dots, x_N)$ d'une variable aléatoire X dont la loi est :

$$F = \sum_{k=1}^K P_k \cdot F_k \quad (34)$$

où les F_k sont des mesures de probabilité sur R_d de paramètres θ_k , les P_k sont les probabilités qu'un point de l'échantillon suive la loi F_k , avec $0 \leq p_k \leq 1$ et

$$\sum_{k=1}^K P_k = 1 \quad (35)$$

Le problème consiste à estimer le nombre K de composantes, les paramètres inconnus P_k , ainsi que les lois inconnues F_k . On peut interpréter les F_k comme une base de l'information. Une hypothèse de travail est que le mélange de lois appartienne à une famille de mélanges identifiables (si deux mélanges donnent exactement la même loi pour l'échantillon, alors les paramètres de ces mélanges sont égaux).

On pose que les F_k appartiennent à la même famille paramétrique de lois de probabilité, admettant des densités :

$$f_k(x) = f(x / \theta_k) \quad (36)$$

Par exemple, dans le cas des lois normales, $\theta_k = (\mu_k, \sigma_k)$ représente les paramètres moyenne-variance ; nous ne faisons donc aucune hypothèse d'égalité des variances dans les diverses composantes.

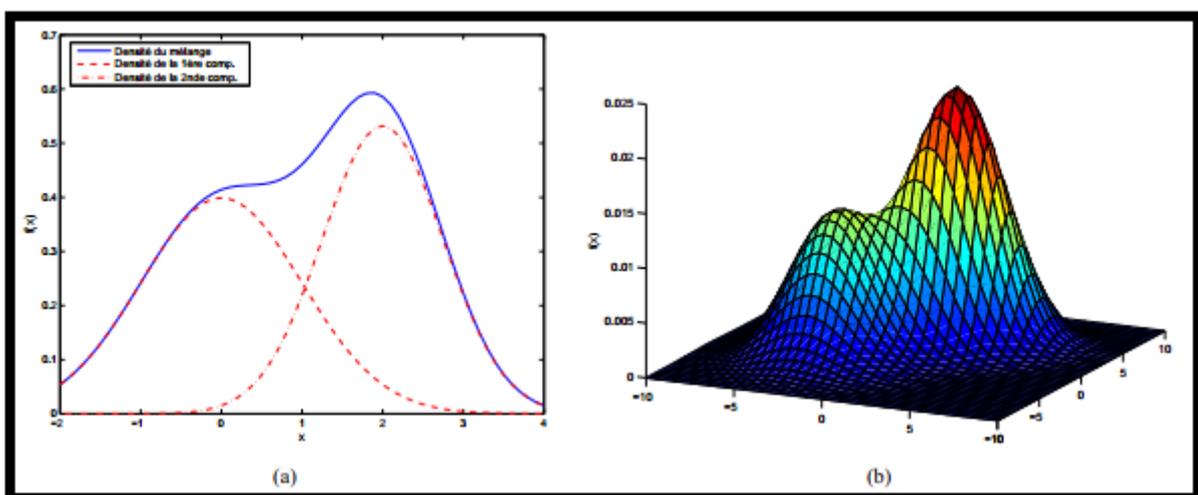


Figure 32: Exemple d'un mélange gaussien (a) univarié et (b) bivarié⁹⁹.

⁹⁹ Source : Caractérisation de mélange de distributions gaussiennes Maquin, Mourot, Ragot (2005),

Une généralisation est le mélange continu de lois, on appelle mélange de la loi F_θ , de densité $f(x/\theta)$, par p , la loi de densité :

$$f(x) = \int f(x/\theta).dp(\theta) \quad (37)$$

L'identification d'un mélange passe par :

- Le choix de la famille de loi des composantes,
- La détermination du nombre de composantes du mélange : il est impossible de connaître simplement le nombre de composantes du mélange ; par exemple, la n -modalité du noyau d'un histogramme ne permet pas d'affirmer que le mélange est à n composantes,
- L'estimation des paramètres d'un mélange : il faut d'une part estimer les probabilités mélangeantes $(p_1 \dots, p_k)$, d'autre part les paramètres $(\theta_1 \dots, \theta_k)$ des K lois mélangées.

2.1.3 Estimation des paramètres d'un modèle de mélange de distribution.

L'estimation des paramètres du modèle de mélange paramétrique (qu'il soit gaussien ou non) a fait l'objet de nombreux travaux depuis l'introduction du modèle de mélange par Pearson en 1894 et la méthode la plus fréquemment utilisée aujourd'hui est celle du maximum de vraisemblance (que nous noterons MV).

Une des raisons de la popularité de la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance est que l'estimateur qu'elle fournit possède de nombreuses propriétés statistiques appréciables. En effet, il a été montré que, sous certaines conditions, l'estimateur du maximum de vraisemblance est consistant c'est-à-dire il converge en probabilité vers les vraies valeurs du paramètre, sans biais et asymptotiquement gaussien.

Un des défauts de la méthode du maximum de vraisemblance dans le modèle des mélanges de lois de probabilité est que la fonction de vraisemblance associée n'est pas toujours bornée. Si on considère un échantillon $x_1 \dots, x_n$ provenant d'un mélange de plusieurs lois normales unidimensionnelles et si l'une des composantes ne contient qu'un seul point, alors la vraisemblance est non bornée.

De cette façon, tout point de l'échantillon peut provoquer un maximum infini. Une hypothèse naturelle est d'imposer à toutes les composantes la même variance (homoscédasticité), mais c'est une contrainte forte qui n'est pas vérifiable.

De plus, on suppose généralement que les densités f_i des classes appartiennent à une famille paramétrée, c'est-à-dire $f_i(.) = f(., \theta_i)$. Le modèle de mélange s'écrit alors :

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k \pi_i \mathbf{f}(\mathbf{x}, \theta_i) \quad (38)$$

où $\theta = \{\pi_1, \dots, \pi_k, \theta_1, \dots, \theta_k\}$ est l'ensemble des paramètres du modèle.

Le choix d'un régime à chaque instant se fait par un mécanisme de décision ou des probabilités constantes et inconnues seront associées aux différents régimes. En ce sens, ces probabilités a priori peuvent être interprétées comme les probabilités associées à des règles de sélection implicites. Par exemple, si l'économètre ne connaît pas la règle de décision associée à l'équation (16).

$$y_t = \beta'_1 x_{1t} + \varepsilon_{1t} \quad \text{si } s_t \leq s$$

$$y_t = \beta'_2 x_{2t} + \varepsilon_{2t} \quad \text{si } s_t > s$$

On aura le régime 1 si $s_t \leq s$ et le régime 2 sinon, il affecte aux deux régimes les probabilités structurelles p et $1 - p$ qui désignent respectivement les probabilités associées aux événements $s_t \leq s$ et $s_t > s$ caractéristiques des régimes. Plus généralement, représentons par π_t cette variable inobservable indicatrice du régime $i = 1, \dots, k$; la probabilité non conditionnelle qui lui est associée est :

$$\mathbf{p}(\pi_t = i; \theta) = \mathbf{p}_i \text{ avec } \sum_{i=1}^k \mathbf{p}_i = \mathbf{1} \quad (39)$$

θ : est le vecteur des paramètres du modèle, qui sera omis par la suite par souci de simplification. À l'instant t , y_t est générée par un processus i selon la distribution de probabilité suivante :

$$y_t = \beta'_1 x_{1t} + \varepsilon_{1t} \text{ avec la probabilité } p_i, i = 1, \dots, k \quad (40)$$

En supposant que ε_{it} est $N(0, \sigma_i)$, la densité de y_t conditionnelle au régime i s'écrit :

$$\mathbf{f}(y_t | \pi_t = i) = \frac{1}{\sigma_i} \varphi \left(\frac{y_t - \beta'_i x_{it}}{\sigma_i} \right) \quad (41)$$

Où φ représente la densité de loi normale centrée et réduite, tandis que la densité non conditionnelle de y_t est donnée par :

$$\mathbf{h}(y_t) = \sum_{i=1}^k \mathbf{p}_i \mathbf{f}(y_t | \pi_t = i) \quad (42)$$

dont on en déduit la fonction de log-vraisemblance telle que :

$$\log L = \sum_{t=1}^T \log h(y_t) \quad (43)$$

La connaissance des valeurs des paramètres estimés permet de calculer les probabilités des régimes conditionnellement aux réalisations de y_t , ou encore les probabilités a posteriori des régimes à chaque instant. L'équation (40) devient:

$$p(\pi_t = i | y_t) = p_i h(y_t | \pi_t = i) / \sum_{i=1}^k p_i h(y_t | \pi_t = i) \quad (44)$$

Hamilton (1994) a montré qu'au moment où le vecteur des paramètres est maximisé par la vraisemblance non contrainte, la probabilité a priori (structurelle) d'un régime est égale à la moyenne des probabilités a posteriori (instantanées) de ce régime :

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T p(\pi_t = i | y_t) = p_i \forall i = 1, \dots, k \quad (45)$$

Et ainsi, on obtient une probabilité structurelle pour chaque régime. Par contre, si la fonction de la fonction de vraisemblance n'est pas bornée, cette méthode devient non applicable et un recours aux algorithmes SEM est nécessaire.

2.1.4 Les algorithmes de type SEM.

L'algorithme EM, pour espérance-maximisation, de Dempster, Laird et Rubin (1977) est souvent utilisé pour estimer les paramètres d'un mélange de lois de probabilité par la méthode du maximum de vraisemblance. Cependant, dans certaines situations, cette approche n'est pas applicable, du fait de la difficulté de l'étape d'estimation du maximum de la fonction de vraisemblance.

Pour remédier à ce problème, des versions stochastiques de EM ont été proposées. En particulier, Stochastiques Espérance-Maximisation (SEM) de Broniatowski, Celeux et Diebolt (1983), où l'étape d'estimation est précédée par le tirage d'une variable aléatoire multinomiale fondée sur le principe d'intégration par les méthodes de Monte-Carlo. Une approche alternative a été élaborée récemment.

Celeux, Chauveau et Diebolt (1995) conseillent d'utiliser l'algorithme SEM car il se révèle le meilleur outil d'exploration des données et de reconnaissance des mélanges, que les composantes soient intriquées ou séparées. De plus, les régions intéressantes de l'espace des paramètres peuvent être déterminées, en se reposant sur les résultats de SEM, ou en se fondant

sur des considérations issues de l'expérience.

Pour estimer les paramètres du mélange, nous allons utiliser la méthode du maximum de vraisemblance. Nous nous trouvons dans le cas où l'information est minimale, seul l'échantillon $(x_1 \dots, x_N)$ de la variable aléatoire X est disponible. Nous imposons d'abord le choix d'une famille de lois (gaussiennes). La vraisemblance V et la log-vraisemblance L sont, dans le cas d'observations indépendantes :

$$V(x_1 \dots, x_N, \theta_1 \dots, \theta_N, p_1 \dots, p_K) = \prod_{i=1}^N \left[\sum_{k=1, K} P_k \cdot f(x_i, \theta_k) \right] \quad (46)$$

$$L(x_1 \dots, x_N, \theta_1 \dots, \theta_N, p_1 \dots, p_K) = \sum_{i=1}^N \ln \left[\sum_{k=1}^K P_k \cdot f(x_i, \theta_k) \right] \quad (47)$$

Cette méthode consiste à prendre comme estimation des paramètres, les valeurs de $\Theta = \{\theta_1 \dots, \theta_k\}$ et de $p = \{1 \dots, p_k\}$ qui maximisent la vraisemblance. Intuitivement, puisque V représente une densité de probabilité, cela revient à supposer que l'événement qui s'est produit était le plus probable.

Pour initialiser cet algorithme, on fixe tout d'abord K supposé le nombre de composantes du mélange; puis, en chaque point x_i de l'échantillon, on génère aléatoirement les K probabilités initiales d'appartenance, ou affectation, à l'une des composantes. Puis on passe à une étape nommée stochastique avec n itérations, pour chaque point x_i de l'échantillon, on simule un tirage de la variable aléatoire multinomiale de dimension K . on calcule les estimations du maximum de vraisemblance des paramètres du mélange sur la base des sous échantillons. Ensuite, on exécute les itérations, ce qui permet de calculer la moyenne et la variance empirique de chaque paramètre.

Comme les exposes François couton et al (1996):

« - si la taille de l'échantillon est trop faible, et que les composantes du mélange sont peu séparées, l'algorithme SEM peut sous-estimer K . Or le choix de K lors de la phase est une étape essentielle de la méthode ; il convient donc de surestimer K , plutôt que le sous-estimer, puisque seule une surestimation peut être décelée par SEM.

- si N est très grand, la perturbation stochastique perd de son influence.

- si le bon nombre de composantes K est connu, et si celles-ci sont bien séparées, l'algorithme EM est préférable à SEM, en raison de sa simplicité. Dans tous les autres cas, SEM donne de meilleurs résultats. Dans le cas d'une surestimation de la valeur de K fournie lors de l'initialisation de l'algorithme, SEM restitue certaines classes vides ; il faut alors relancer l'algorithme avec un nombre de classes plus faible ».

Enfin, les tirages aléatoires empêchent la suite des paramètres estimés $\{\theta\}$, générée par SEM, de converger vers le premier point stationnaire rencontré de la vraisemblance. À chaque itération, il y a une probabilité non nulle que la nouvelle estimation des paramètres n'augmente pas la vraisemblance. C'est pourquoi SEM peut éviter les maxima locaux ou les cols. La suite des paramètres estimés $\{\theta\}$ générée par SEM ne peut alors converger ponctuellement. Cependant, sous certaines hypothèses, il est possible de montrer que l'algorithme converge en loi.

Pour résumer, la réalisation de chaque régime est liée à une probabilité structurelle et non à une règle de sélection. Le passage d'un modèle à l'autre a une nature aléatoire.

En ce qui concerne le changement structurel, Remzi Uctum souligne que « les modèles à mélange de distributions n'ont pas connu la même notoriété des modèles à changements markoviens. Ces derniers ont une portée plus générale que les premiers. En effet, les modèles markoviens permettent aussi d'estimer des probabilités de transition d'un régime à l'autre. Toutefois, lorsqu'un grand nombre de régimes est considéré, ils deviennent peu adaptés en raison du nombre croissant de probabilités de transition à estimer, tandis que les modèles à mélange de distributions sont capables de saisir la pluralité d'états de la nature ».

2.2 Modélisation à changements de régimes markoviens.

Les modèles à changements de régimes markoviens ont été introduits par Lindgren (1978) en économie. Ces modèles ont été fortement popularisés par Hamilton (1989), qui a employé ces modèles afin de décrire les cycles conjoncturels¹⁰⁰. Il a démontré avec succès l'existence d'une asymétrie cyclique tout en insistant que les chocs peuvent être modélisés par des processus markoviens.

Actuellement, ces modèles sont utilisés par tous les organismes de conjoncture comme un outil indispensable à l'analyse du cycle économique. C'est une technique complémentaire à d'autres, telle que la décomposition entre tendance et cycle. Les modèles à changement de régimes markoviens ne fournissent que peu d'aide pour décrire le futur à court terme.

Ces modèles sont traditionnellement utilisés pour prendre en compte des ruptures, comme des crises, ou de nouvelles politiques économiques qui peuvent modifier fortement l'évolution des variables.

¹⁰⁰Période où le ralentissement de la croissance succède à la forte croissance, et inversement.

2.2.1 Le problème d'asymétrie.

La notion d'asymétrie abordée dans plusieurs séries temporelles macroéconomiques¹⁰¹ ne constitue pas une nouvelle notion, cette dernière revient à Mitchell (1927) et Keynes (1936). Ces deux derniers ont noté que, même si les phases de contractions sont plus brefs que les phases d'expansions, elles sont soudaines et plus violentes. En d'autres termes, le cycle économique est asymétrique. De même, Burns et Mitchell (1946), ont parlé de l'asymétrie des cycles économiques en signalant que les chocs négatifs conduisent à des récessions plus larges que les chocs positifs. Autrement dit, il existe une différence significative entre la phase de récession, caractérisée par des chocs négatifs plus larges et plus profonds que les chocs positifs qui correspondent à la phase d'expansion.

Empiriquement, on a souvent insisté sur l'évidence de l'asymétrie des fluctuations cycliques des séries temporelles macroéconomiques, telle que la production industrielle, la consommation, etc. Mais, concernant les séries du produit intérieur brut, les chercheurs ont signalés que l'asymétrie cyclique n'est pas évidente.

Cependant, différentes techniques ont été utilisées pour tester l'asymétrie cyclique. La plupart des études ont été concentrées sur la comparaison des périodes de contraction et d'expansion. L'asymétrie est détectée, s'il existe une différence significative entre ces deux phases.

Une fois l'asymétrie révélée, on doit tenir compte de l'effet non linéaire des séries. Dans la littérature économique, certains modèles approximent la non linéarité des données par des états ou des régimes linéaires. Cette non linéarité causée par la différence significative entre la phase d'expansion et de récession peut être décomposée en un régime linéaire qui correspond à la phase d'expansion et un autre régime différent du premier qui correspond à la phase de contraction. Parmi les modèles qui font cette distinction entre les phases par le moyen des régimes ou états, on peut citer les modèles à changements de régimes développés par Hamilton (1989). C'est dans ce sens que ce dernier a démontré l'existence d'une asymétrie cyclique tout en indiquant que les chocs peuvent être capturés par une modélisation basée sur les processus Markoviens. Ces modèles possèdent une longue histoire en économétrie dynamique. Hamilton (1989, 1990) a considéré le PNB américain (transformé en log) comme étant la somme de deux composantes indépendantes inobservables, une qui suit une marche aléatoire avec dérive, et la deuxième qui suit un processus markovien à deux états. L'idée de base des changements de régimes est de considérer tout simplement que les expansions et les contractions peuvent être traitées comme étant des objets probabilistes différents. Enfin, il

¹⁰¹Gray, 1996, Ang et Bekaert, 2001, Filardo, 1994, Chauvet et al. 2005.

faut signaler que ces modèles sont aussi utilisés pour l'identification et la prédiction des points de retournement à l'activité économique.

2.2.2 Les Processus changement de régimes Markoviens.

Dans les modèles à seuils, la variable de transition est observée par contre on peut imaginer faire dépendre le régime en vigueur d'une variable d'état inobservée S_t . En faveur de cette approche, on peut imaginer que le changement de régime est le résultat d'un ensemble de causes ce qui, dans le cadre d'un modèle à seuil, obligerait à prendre en compte plusieurs variables de transition et éventuellement contraindrait à la modélisation et à l'estimation d'un système d'équations. La référence à une variable d'état offre alors une description alternative parcimonieuse.

Dans son article fondateur, Hamilton (1989) envisage ainsi un processus autorégressif sur le taux de croissance trimestriel du PNB réel américain de la forme :

$$\Delta y_t - \mu(s_t) = B_1(\Delta y_{t-1} - \mu(s_{t-1})) + \dots + B_4(\Delta y_{t-4} - \mu(s_{t-4})) + u_t \quad (48)$$

où u_t est un bruit blanc gaussien de variance constante σ^2 et donc ici seule l'espérance est autorisée à changer. La variable latente $\mu(s_t)$ est supposée obéir à un processus de Markov ergodique en temps discret à deux états de la forme $S_t = 0$ si on est en expansion à la date t , $S_t = 1$ si on est en récession. Avec, par exemple, un taux de croissance moyen positif en expansion et négatif en récession, on aura ainsi :

$$\mu(s_t) = \begin{cases} \mu_0 > 0 & \text{si } s_t = 0 \\ \mu_1 < 0 & \text{si } s_t = 1 \end{cases} \quad (49)$$

Le processus stochastique générant l'état inobservable est défini par un ensemble de probabilités de transition constantes. Ainsi, la probabilité que le système soit dans l'état j en $t+1$ ne dépend que de l'état dans lequel il se trouvait à la période précédente. En d'autres termes, le futur du processus ne dépend que de son état actuel et est indépendant de son passé. L'estimation de ces processus fait appel à l'algorithme EM (Expectation Maximization) proposé par Demster, Laird et Rubin (1977) qui s'applique précisément lorsque la trajectoire observée est en fonction de variables aléatoires inobservées¹⁰².

Un des intérêts des applications empiriques est qu'il est possible d'obtenir les estimateurs des probabilités associées aux régimes inobservés conditionnellement à l'ensemble d'information

¹⁰² Cet algorithme appliqué au processus à sauts markoviens est exposé en détail par Hamilton (1990) et Krolzig (1997).

disponible et donc de fournir une indication sur l'historique de ces régimes. On distingue alors trois types de probabilités: la probabilité associée au filtrage (filtered regime probabilities), la probabilité lissée (smoothing regime probabilities), et les probabilités prévues (predicted regime probabilities).

2.2.3 Présentation du modèle Markovien.

La classe des modèles à changements de régimes markoviens a été initialement introduite par Goldfeld et Quandt (1973) puis ensuite adaptée par Hamilton (1989) à l'économétrie des séries temporelles. Ces modèles sont traditionnellement utilisés pour prendre en compte des ruptures, comme des crises, ou de nouvelles politiques économiques qui peuvent modifier fortement l'évolution des variables.

La particularité de ce modèle repose sur le mécanisme de transition qui est gouverné par une variable exogène inobservable S_t , pour laquelle est spécifiée une loi de probabilité.

Dans un souci de lisibilité, nous ne considérerons par la suite qu'un modèle markovien possédant deux régimes distincts. Bien entendu, il est possible de le généraliser à r régimes.

Ainsi, le processus $(y_t, t \in \mathbb{Z})$ satisfait une représentation autorégressive à changements de régimes markoviens à deux régimes d'ordre p_1 et p_2 , si et seulement si :

$$y_t = \begin{cases} \mathbf{B}_{0,1} + \mathbf{B}_{1,1} y_{t-1} + \dots + \mathbf{B}_{p_1,1} y_{t-p_1} + \sigma_1 \epsilon_t & \text{si } S_t = 1 \\ \mathbf{B}_{0,2} + \mathbf{B}_{1,2} y_{t-1} + \dots + \mathbf{B}_{p_2,2} y_{t-p_2} + \sigma_2 \epsilon_t & \text{si } S_t = 2 \end{cases} \quad (50)$$

ϵ_t est $iid \sim N(0, 1)$, il est également possible d'ajouter des termes explicatifs exogènes. Cette équation permet de souligner une propriété valable pour l'ensemble des modèles à changements : le modèle est linéaire par régime. Le mécanisme de transition est alors gouverné par une variable d'état inobservable S_t qui est supposée suivre une chaîne de Markov d'ordre un: $P(S_t = i | S_{t-1} = j) = p_{ji}$ où i et j représentent les différents états du système, dans notre cas 1 ou 2. Dans ces modélisations, la probabilité de transition entre les différents états ne dépend que de l'état précédent. Il est alors possible de déduire la matrice de transition entre les régimes données par :

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & 1 - p_{22} \\ 1 - p_{11} & p_{22} \end{pmatrix}$$

Où p_{ji} désigne la probabilité d'être dans l'état i sachant qu'on se situait dans l'état j à la période précédente, l'état à la date t n'étant pas observable. Les probabilités de transition

entre les régimes permettent également de calculer les durées attendues de chaque régime et de fournir un indicateur de la persistance des régimes. Sachant que la variable aléatoire représentant la durée du régime i suit une loi géométrique de paramètre $p_{ij} = 1 - p_{ii}$, les durées des régimes 1 et 2 sont respectivement données par $(1 - p_{11})^{-1}$ et $(1 - p_{22})^{-1}$.

Dans la littérature pour estimer les probabilités de transition, il existe deux solutions alternatives, soit on utilise l'ensemble de l'information présente et passée (méthode des probabilités filtrées), soit l'on considère l'ensemble de l'information disponible (méthode des probabilités lissées).

Pour l'estimation des coefficients de pentes, deux méthodes peuvent être également appliquées ; la maximisation de la vraisemblance obtenue dans un algorithme de filtrage ou la maximisation de l'espérance de la vraisemblance du modèle en utilisant l'algorithme d'espérance-maximisation (EM).

2.2.4 Estimation des probabilités des Modèles à changements markoviens.

Dans l'équation (40), on associe à la réalisation d'un régime donné, la probabilité à priori qui est non conditionnelle aux valeurs passées des variables dépendante et indépendantes. Les modèles à changements markoviens sont fondés par contre sur le principe selon lequel la probabilité de réalisation d'un régime est conditionnelle aux réalisations passées des variables d'intérêt (Engel et Hamilton, 1990). En outre, du fait de la structure dynamique des probabilités de transition, les modèles markoviens permettent de calculer des probabilités associées aux réalisations futures d'un régime. Ils permettent aussi de prévoir la valeur future de la variable endogène, et ce quelle que soit la longueur de l'horizon de la prévision. Il est clair que les modèles à mélange de distributions ne sont pas adaptés à ce genre de situations. Cette approche a connu ses premiers développements avec les travaux de Goldfeld et Quandt (1973a). Hamilton (1989, 1990, 1994) a généralisé et approfondi cette approche.

Le modèle à changements markoviens à k états prend la forme suivante :

$$y_t = \beta'_{\pi_t} z_t + \varepsilon_t, \pi_t = 1, \dots, k \quad (51)$$

où $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, $z_t = (y_{t-1} \ y_{t-2} \ \dots \ x'_t \ x'_{t-1} \ \dots)'$, x_t est un vecteur de variables exogènes, π_t une variable aléatoire inobservable indicatrice du régime en t et supposée indépendante de ε_t , $\pi_t = 0, 1, \dots$, et β_{π_t} un vecteur de paramètres caractérisant le régime π_t ($\beta_{\pi_t} = \beta_j$ lorsque le régime j prévaut). L'estimation de ce modèle se fait de manière itérative en alternant à chaque

instant entre une étape d'inférence (probabilité que $\pi_t = j$ conditionnelle à toute l'information en t) et une étape de prévision (probabilité que $\pi_t = j$ conditionnelle à l'information en $t - 1$). On calcule l'inférence de la même façon que les probabilités conditionnelles(43). Elle décrit la probabilité de $\pi_t = j$ conditionnelle à toute l'information disponible en t , à savoir les valeurs présentes et passées de y_t et x_t :

où $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, $z_t = (y_{t-1} \ y_{t-2} \ \dots \ x'_t \ x'_{t-1} \ \dots)'$, x_t est un vecteur de variables exogènes, π_t une variable aléatoire inobservable indicatrice du régime en t et supposée indépendante de ε_t , $v = 0, 1, \dots$, et β_{π_t} un vecteur de paramètres caractérisant le régime π_t ($\beta_{\pi_t} = \beta_j$ lorsque le régime j prévaut). L'estimation d'un modèle à changements markoviens s'effectue de manière itérative en alternant à chaque instant entre une étape d'inférence (probabilité que $\pi_t = j$ conditionnelle à toute l'information en t) et une étape de prévision (probabilité que $\pi_t = j$ conditionnelle à l'information en $t - 1$). On calcule l'inférence de la même façon que les probabilités conditionnelles (44). Elle décrit la probabilité de $\pi_t = j$ conditionnelle à l'information disponible en t , à savoir les valeurs présentes et passées de y_t et x_t :

$$\mathbf{p}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j} | \mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) = \frac{\mathbf{p}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j} | \mathbf{z}_t) f(\mathbf{y}_t | \boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}, \mathbf{z}_t)}{f(\mathbf{y}_t | \mathbf{z}_t)} \quad (52)$$

La quantité $P(\pi_t = j | z_t)$ exprimant la prévision du régime conditionnelle à l'information passée fait l'objet de l'étape suivante. La quantité $f(y_t | \pi_t = j, z_t)$ est la densité de y_t conditionnelle au régime $\pi_t = j$ que l'on construit à partir de la loi de distribution (connue) des erreurs ε_t . Sous l'hypothèse de normalité et d'indépendance, cette densité prend la forme (41). Enfin, l'expression du dénominateur désigne la densité de y_t non conditionnelle aux régimes. Elle est donnée par la somme pondérée des densités conditionnelles aux régimes, qui se formulent comme :

$$f(\mathbf{y}_t | \mathbf{z}_t) = \sum_{i=1}^k \mathbf{p}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j} | \mathbf{z}_t) f(\mathbf{y}_t | \boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}, \mathbf{z}_t) \quad (53)$$

L'expression (52) (avec (53)) est identique aux probabilités conditionnelles (44). La différence entre les deux expressions est que les probabilités conditionnelles (44) résultent d'un calcul *ex post* à l'estimation du modèle tandis que les probabilités (52) sont évaluées au cours du processus d'estimation.

Pour déterminer la prévision $P(\pi_t = j|z_t)$, on suppose que π_t évolue suivant une chaîne de Markov à k états, indépendante des valeurs présentes et passées de x_t et des valeurs passées de y_t tel que:

$$\mathbf{p}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}|\boldsymbol{\pi}_{t-1} = \mathbf{i}, \boldsymbol{\pi}_{t-2} = \mathbf{i}', \dots, \mathbf{z}_t) = \mathbf{p}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}|\boldsymbol{\pi}_{t-1} = \mathbf{i}) = \mathbf{p}_{ij} \quad (54)$$

p_{ij} : probabilité de transition du régime i vers le régime j , est telle que :

$$\sum_{j=1}^k p_{ij} = 1$$

La probabilité conditionnelle (54) signifie que les variables z_t et les régimes antérieurs au dernier observé ne véhiculent aucune information concernant la valeur de π_t qui ne soit déjà contenue dans le régime passé. Ainsi, si la probabilité p_{ii} est élevée, alors y_t appartient au même régime que celui qui a généré y_{t-1} sans qu'un autre facteur exogène affecte le régime courant. par une application de la règle de Bayes, la prévision du régime en $t + 1$ conditionnelle à toutes les valeurs présentes et passées de y et de x s'écrit, comme:

$$\mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_{t+1} = \mathbf{j}|\mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) = \sum_{i=1}^k \mathbf{p}(\boldsymbol{\pi}_{t+1} = \mathbf{j}, \boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{i}|\mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) \quad (55)$$

$$\mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_{t+1} = \mathbf{j}|\mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) = \sum_{i=1}^k \mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_{t+1} = \mathbf{j}, \boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{i}, \mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) \mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{i}|\mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) \quad (56)$$

Cette relation exprime de manière intuitive l'idée suivante : le régime dans lequel le système entrera à la période suivante dépend du régime en vigueur le moment présent et de la probabilité associée au passage de ce dernier régime vers le premier régime. Or la probabilité du régime en cours, conditionnelle au régime passé, ne dépend pas de z_t . En outre et d'après (54), elle ne dépend pas non plus de la sous-partie $\{y_{t-1}, z_{t-1}\}$ de z_t . On a alors dans la partie de droite de (55) :

$$\mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_{t+1} = \mathbf{j}|\mathbf{y}_t, \mathbf{z}_t) = \mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_{t+1} = \mathbf{j}|\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{i}) = \mathbf{p}_{ij} \quad (57)$$

Par ailleurs, les variables exogènes x_t seules ne véhiculent aucune information concernant x_t qui ne soit déjà contenue dans x_{t-1} et y_{t-1} . Cette dernière hypothèse sous-jacente à (54) se traduit comme :

$$\mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}|\mathbf{y}_{t-1}, \mathbf{z}_{t-1}) = \mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}|\mathbf{y}_{t-1}, \mathbf{z}_{t-1}, \mathbf{x}_t) = \mathbf{P}(\boldsymbol{\pi}_t = \mathbf{j}|\mathbf{z}_t) \quad (58)$$

Les relations (58) et (59) donnent lieu à l'expression de la prévision conditionnelle à z_t :

$$P(\pi_t = j | z_t) = \sum_{i=1}^k p_{ij} P(\pi_{t-1} = i | y_{t-1}, z_{t-1}) \quad (59)$$

Les relations (59) et (52) impliquent que la probabilité associée à un régime dépend des valeurs passées de y_t . De ce fait, le modèle à changements markoviens se distingue du modèle à mélange de distributions où la probabilité d'un régime n'est pas conditionnelle aux réalisations passées des variables (conformément à (58)). Pour identifier le régime dans lequel l'observation y_t est généré à l'instant t , on peut calculer les probabilités lissées de $\pi_t = j$ conditionnelles à toutes les observations de y_t et de z_t , $t = 1, \dots, T$ (*smoothed probabilities*).

Ces probabilités, dont les expressions sont développées par Hamilton (1994) s'écrivent :

$$\begin{aligned} & P(\pi_t = j | y_T z_T) \\ &= P(\pi_t = j | y_t z_t) \sum_{i=1}^k p_{ij} P(\pi_{t+1} = i | y_T, z_T) / P(\pi_{t+1} = i | y_t z_t) \end{aligned} \quad (60)$$

Ils peuvent être évalués récursivement en partant de $t = T - 1$ et en utilisant les relations (59) et (52) à chaque séquence (Kim, 1993). Outre le fait que ces probabilités lissées permettent l'estimation des paramètres et elles contribuent selon Goodwin(1993) à la fixation des points de retournement des cycles économiques

L'estimation d'un modèle à changements markoviens se fait généralement par une application de l'algorithme EM (*Expectation-Maximization*) développée par Dempster, Laird et Rubin (1977) qui tente de résoudre les problèmes liés à l'estimation du maximum de vraisemblance. Cette estimation est particulièrement reconnue pour sa robustesse à des valeurs initiales incorrectement choisies ou à une vraisemblance dont la surface est partiellement convexe. En considérant un vecteur de paramètres de θ ,

$$\hat{\theta} = \{\hat{\beta}_j, \hat{\sigma}_j, \hat{p}_{ij}, i, j = 1, \dots, k\} \quad (61)$$

L'étape E de l'algorithme EM consiste à calculer les prévisions associées aux régimes et à améliorer la vraisemblance : en itérant (59) et (52) et en reportant dans (53) à chaque point de la période, on évalue la vraisemblance.

$$L(\hat{\theta}) = \sum_{t=1}^T \ln \sum_{j=1}^k f(y_t / z_t; \hat{\theta}) \quad (62)$$

Au point θ . On calcule également, pour servir dans l'étape M, les probabilités lissées (60). L'étape M vise à obtenir un nouveau vecteur de paramètres θ' dont les coefficients et écarts-types propres à chaque régime sont obtenus par l'estimation de (51) par la méthode des

moindres carrés ordinaires pondérés. Les pondérations sont données par les probabilités lissées (60) traduisant ainsi le fait que chaque observation est pondérée par la probabilité qu'elle émane du régime j . En se basant sur ces probabilités lissées, Hamilton (1990) démontre comment les probabilités de transition sont actualisées. Les séquences θ, θ', \dots obtenues en itérant entre les étapes E et M convergent vers le maximum de vraisemblance (Hamilton, 1994).

Une fois le modèle est estimé, il faudra tester sa supériorité par rapport un modèle linéaire. Sur ce point, on retrouve plusieurs divergences sur le choix du modèle de comparaison.

Pour conclure, les modèles à changements markoviens repose sur une variable de transition inobservable. Le calcul des probabilités de transition et les coefficients des régimes se basent sur la méthode de Maximum de Vraisemblance et l'algorithme d'espérance-maximisation (EM).

Bien que ces modèles soient de plus en plus utilisés, ils ne donnent pas généralement de meilleurs résultats en termes de prévisions qu'un modèle linéaire simple. Les travaux d'Engel et Hamilton (1990) peuvent bien expliquer les points forts et faibles d'une telle modélisation. Ils ont essayé de construire un modèle markovien décrivant les taux de change dollar/mark, dollar/pound et dollar/franc. Cela leur a permis de montrer que ces taux de change suivent des cycles de hausse et de baisse. Cependant, de manière générale le modèle d'Engel et Hamilton ne donnait pas de meilleurs résultats en terme de prévision qu'un modèle linéaire simple.

Dans ce chapitre, On a présenté les différents modèles à changement de régime. D'un côté les modèles à seuils et de l'autre les modèles probabilistes.

Dans les modèles à seuils on distingue:

Les modèles à changement de régime avec une variable de transition déterministe.

Les modèles à changement de régime avec une variable de transition aléatoire.

Dans la première famille, on retrouve les modèles à seuils. Pour les modèles à seuil, on a essayé de présenter les différents modèles les plus utilisés selon le type de transition brutale ou bien lisse avec leurs extensions et les différences entre eux.

Le principal problème qu'on rencontre dans l'estimation des modèles à effets de seuil est le choix de la variable de transition et de ses valeurs seuils. Selon Tong (1990) et Craner et Hansen (2001), cette variable ne doit pas être une des variables explicatives. Cependant, en se basant sur des raisonnements thématiques (en s'inspirant de la théorie économique par exemple) ou sur des tests statistiques, certains travaux choisissent une des variables explicatives comme étant la variable de seuil. Pour notre recherche, le choix de la variable de transition (ou seuil) va être inspiré par la théorie économique.

Les modèles à changement endogène sont moins utilisés et ils se basent sur une variable de transition inobservable à partir de laquelle, on calculera un seuil de la variable endogène pour déterminer les régimes et leurs coefficients correspondants.

Les méthodes probabilistes sont fondées sur le concept de vraisemblance. Dans sa forme générale, la vraisemblance est la probabilité conditionnelle d'observer les données sous un modèle particulier. Étant donné un modèle qui spécifie les probabilités d'observer différents événements, la vraisemblance L d'obtenir les données observées est la probabilité conditionnelle d'observer les données X sous l'hypothèse H . Deux types de méthodes probabilistes basées sur le concept de vraisemblance ont été développées et appliquées au problème statistique de l'estimation des modèles à changements de régimes : modèles à mélange de distributions et les modèles markoviens

Le choix de type de modélisation (modèles à seuils ou modèles probabilistes), type de transition (aléatoire ou bien déterministe), les variables explicatives, la variable de transition, le type de transition (brutale ou lisse), restent des questions légitimes pour obtenir un modèle optimale.

Le schéma suivant résume les différents modèles présentés au cours de ce chapitre :

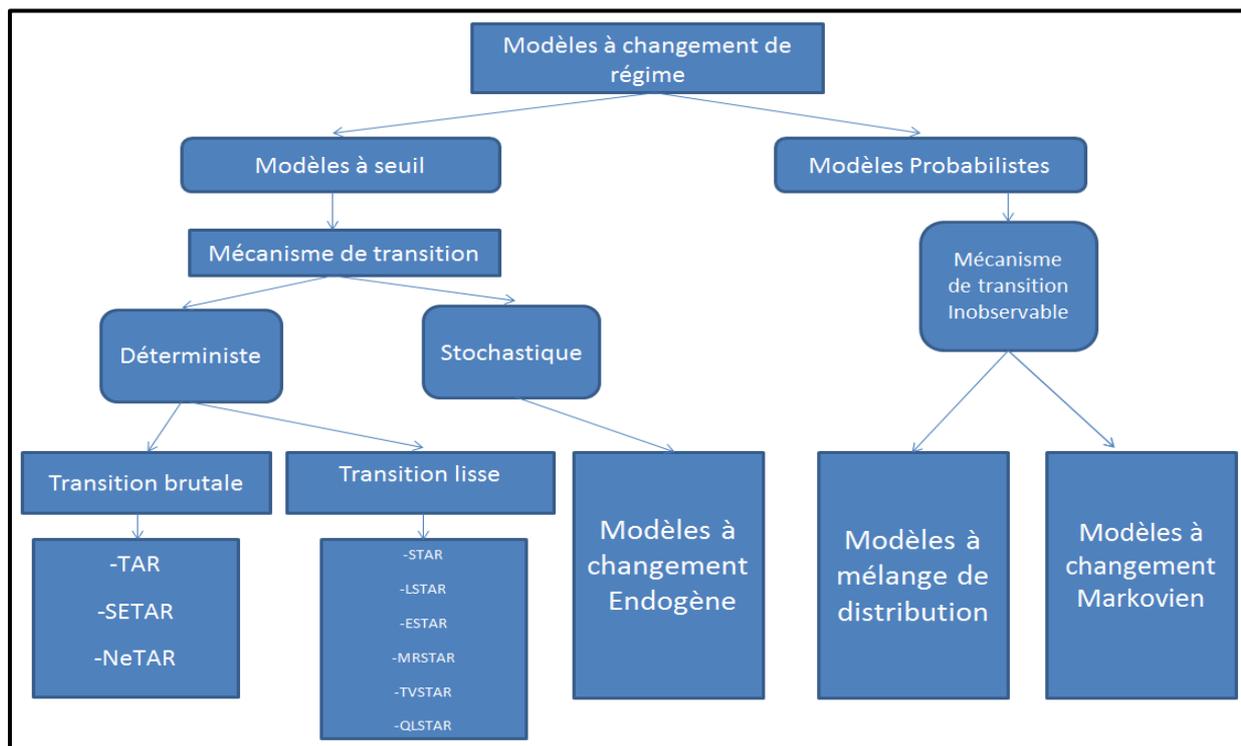


Figure 33 : Présentation de la classification des modèles à changement de régime.

Le fait que nous ayons un nombre conséquent de modèles à changement de régime, nous retiendrons, pour la suite de la thèse :

Pour les modèles à seuils, les trois modèles TAR, SETAR, NeTAR pour le cas d'une transition brutale et LSTAR et ESTAR pour le cas d'une transition lisse. Ces choix sont guidés par les caractéristiques des modèles cités auparavant et les caractéristiques du prix de pétrole. Ainsi, les variantes susceptibles d'exécuter le rôle de la variable de transition sont : la production, la consommation, le taux de change et la variable endogène retardée.

Pour les modèles probabilistes, ça sera les modèles à changement Markovien qui sont plus utilisés et plus performants que les modèles à mélange de distributions.

Dans le chapitre suivant et après avoir détecté les limites d'une régression linéaire, nous essayons de modéliser les variations de ce prix par le biais des modèles à changement de régime tout en expliquant le choix d'une telle modélisation, les différentes approches appliquées et l'apport de chaque modèle.

Chapitre 3 :

Modélisation du prix

de pétrole.

Le pétrole brut est l'une des principales sources d'énergie qui alimentent l'économie mondiale. En raison de son importance, de nombreux investisseurs, des gouvernements, des entreprises et même des chercheurs accordent beaucoup d'attention à l'industrie pétrolière. Toutefois et comme c'était évoqué dans le premier chapitre, une variété de facteurs influence la variation de ce prix dont l'offre, la demande, les activités spéculatives, le développement des techniques, les conflits géopolitiques et les guerres qui peuvent avoir des effets considérables sur ce prix.

La modélisation du prix du pétrole demeure un grand défi pour les économistes ainsi que pour les économètres. Le prix du pétrole est caractérisé sans aucun doute par des mouvements très volatiles et imprévisibles. La volatilité du prix future du pétrole Brent, particulièrement depuis 2008-2009 ainsi 2014-2015, soulève de nombreuses questions quant à la détermination du prix du pétrole et au jeu complexe des interdépendances entre les marchés physiques et les marchés financiers. La complexité des interactions entre les différents déterminants limite toute explication univoque de la forte variation des prix du pétrole. Afin d'appréhender le fonctionnement du marché pétrolier et en particulier la manière dont s'opère la détermination des prix, plusieurs études ont fait appel à la force physique traditionnelle pour expliquer les comportements des prix sur les marchés. Ils ont observé que les fondamentaux n'ont pas la force suffisante pour prendre pleinement en compte la variation des prix pendant ces dernières années.

Pour cela, il était nécessaire de présenter les facteurs indirects afin de mieux expliquer ces variations. On a commencé alors par évoquer l'existence de la spéculation dans les marchés, la relation avec le taux de change du dollar, le type de contrat et les facteurs géopolitiques.

Pour répondre à la question concernant la modélisation de prix du pétrole, différents modèles sont apparus pour tenter de modéliser ce prix de la manière la plus précise possible. D'une manière générale, les modèles utilisés peuvent être classés en deux groupes d'approche :

- Une approche statistique et économétrique :

On retrouve beaucoup de travaux cités dans le premier chapitre, l'utilisation des modèles ARIMA des modèles vectoriels autorégressifs (VAR), la classe des modèles GARCH dans le cas univarié et plusieurs études multivariée.

Baumeister et Kilian (2015) ont démontré que les modèles VAR pourraient donner de bons résultats lorsqu'il s'agissait de prévoir les prix du pétrole brut à horizons courts.

Wang et Wu (2016) ont prévu la volatilité des prix du pétrole brut à l'aide de la classe GARCH puis, en construisant des modèles multivariés, les résultats ont indiqué que les modèles multivariés sont plus performants que la modélisation univarié.

- Une approche par le biais des modèles d'intelligence artificielle (IA).

Les modèles d'IA ont suscité un intérêt croissant pour les prévisions des prix du pétrole brut parce qu'ils peuvent saisir les caractéristiques intrinsèques de non-linéarité et de non-stationnarité qui caractérisent les prix du pétrole brut. Quant aux modèles d'IA, les plus populaires sont les réseaux de neurone (ANN) et la prise en charge de l'IA régression vectorielle (SVR). Mirmirani et Li (2004) ont utilisé VAR et ANN avec l'algorithme génétique (GA) pour prévoir les prix du pétrole brut, et les résultats ont montré qu'ANN avec GA a nettement surperformé le modèle VAR.

Une autre approche à prendre en considération est celle de l'utilisation des modèles à changement de régime. En effet, on peut considérer que la modélisation linéaire n'est pas vraiment satisfaisante et pour cause l'incapacité des modèles linéaires à reproduire l'asymétrie entre les phases dans les dynamiques boursières qui ont obligé les chercheurs à se tourner vers d'autres types de modélisation. Depuis, la non-linéarité est considérée comme l'une des propriétés dominantes en économie. Une abondante littérature et de nombreuses pistes ont été explorées pour la prendre en compte. La voie qui s'est cependant révélée la plus fructueuse est celle des modèles à changements de régimes qui fournissent une explication économique de la non-linéarité. Le second apport de ces modélisations est d'autoriser une série économique à posséder une dynamique différente suivant les régimes ou les états du monde dans laquelle elle évolue.

Comme c'était évoqué dans le deuxième chapitre et vu le nombre important de ces modèles, leurs présentations nous a permis de sélectionner les modèles les plus pertinents à notre recherche. Dans le cas des modélisations à seuils, le mécanisme de transition peut s'effectuer à l'aide d'une variable de transition observable, d'un seuil et d'une fonction de transition. Plus précisément, deux mécanismes de transition sont envisageables suivant la forme de la fonction de transition. Les modèles à seuils à transition brutale (TAR, SETAR et NeTAR) et les modèles à transition lisse dans lesquels le passage d'un régime à l'autre se fait graduellement (LSTAR et ESTAR).

Dans le cas où le mécanisme de transition s'effectue à l'aide d'une variable de transition inobservable, on s'intéresse aux modèles à changement à changement markoviens. Le

mécanisme de transition est alors de type probabiliste sachant qu'il existe une certaine probabilité d'appartenir à un régime donné.

Dans le but de répondre à notre problématique, nous utiliserons selon la disponibilité des données et les besoins de l'étude deux types échantillon et de variables (les deux échantillons sont indépendants). Pour construire les modèles de la variable endogène du prix du pétrole, on dispose de deux échantillons :

	Echantillon1	Echantillon2
Type de fréquence	Journalier	Mensuel
Date	11/04/1983- 29/11/2019	Janvier 1990- Décembre 2018
	Prix futures de Brent ¹⁰³ (Cloture). Source: https://fr.investing.com/commodities/crude-oil-historical-data	Prix futures de Brent. Source: https://fr.investing.com/commodities/crude-oil-historical-data
	Taux de change Dollar/ euros. Source: https://fr.investing.com/currencies/usd-eur	Production mondiale du pétrole. Source: https://www.eia.gov/totalenergy/data/browser/index.php?tbl=T03.05#/?f=M
Variables		Consommation mondiale du pétrole Ajustée: Total du pétrole consommé par les secteurs commercial, l'électricité et industrielle+ consommation pour les autres secteurs. Source: https://www.eia.gov/totalenergy/data/browser/index.php?tbl=T03.07#/?fM Taux de change Dollar/ euros. Source: https://fr.investing.com/currencies/usd-eur

Tableau 12 : Présentation des échantillons.

Le premier échantillon journalier constitue une étude de la structure des rentabilités en prenant en compte un modèle autorégressif où nous appliquerons les modèles à changement de régime. Ensuite, nous appliquerons la même procédure sur notre deuxième échantillon mensuelle pour les comparer aux conclusions¹⁰⁴ issues de l'étude journalière, mais cette fois ci, en prenant en compte la production, la consommation et le taux de change.

¹⁰³ Le choix du prix futur est fait pour prendre en compte des anticipations des agents.

¹⁰⁴ Les conclusions relatives à la supériorité des modèles à changement de régime par rapport à la modélisation linéaire, ainsi sur le mécanisme de transition.

1. Etude journalière du prix du pétrole Brent.

Le récent accroissement de la volatilité des prix a suscité l'intérêt pour la modélisation des prix par le biais de dynamiques non linéaires. L'apport majeur de ces nouvelles méthodologies réside dans leur capacité à traiter de façon suffisante les anomalies que l'on peut observer sur le marché. Comme c'était évoqué lors du premier chapitre, plusieurs travaux ont examiné l'incapacité de la modélisation linéaire pour expliquer les variations du prix de pétrole, pour cela et dans le cadre de ce chapitre, on procédera tout d'abord par confirmer la présence de structures non linéaires dans la série des rentabilités, où nous devons identifier la nature des processus générateurs, ce qui nous permettrait de proposer des outils plus sophistiqués afin de modéliser ce prix du pétrole. Ensuite, nous essayons de modéliser les variations de ce prix par le biais des modèles à changement de régime. L'avantage de cette démarche réside dans le fait qu'elle nous permet de prendre en considération à la fois la dynamique non linéaire et la présence d'une persistance des chocs dans le processus de la volatilité avec du changement structurel.

Cette procédure permettra de répondre à notre problématique concernant l'apport d'une telle modélisation, le choix de la variable de transition qu'elle soit observable ou inobservable, puis le type de transition, doit-on garder le même mécanisme pour toute notre période ou au contraire, on doit l'adapter.

Le premier échantillon sera traité par un modèle autorégressif dans le cadre d'un modèle univarié. Nous commençons par estimer notre modèle linéaire de notre échantillon journalier et définir les limites d'une telle modélisation. Ensuite, nous appliquerons différents modèles à changement de régime où nous discuterons les résultats observés sur le plan économique et économétrique.

1.1 La Modélisation Linéaire journalière.

Dans ce paragraphe, nous décrivons de manière concise le développement de modèles linéaires de type ARMA. Elle est constituée en trois étapes: spécification (ou identification) du modèle; ajustement (ou estimation) du modèle; vérification (ou applicabilité) du modèle. Ces trois étapes sont généralement répétées jusqu'à ce qu'un modèle satisfaisant soit obtenu, puis il peut être utilisé. Il est important de connaître les événements qui peuvent affecter la série et provoquer des valeurs aberrantes. Dans cette optique et en présence de nos données journalières, nous essayons d'appliquer cette procédure pour obtenir le modèle linéaire

autorégressif du prix de pétrole. Ensuite, nous réalisons des tests usuels pour examiner sa performance. Suivons le cadre de la méthodologie Box et Jenkins et après plusieurs estimations de notre échantillon journalier ou nous disposons juste du prix de pétrole (Prix), les résultats du modèle autorégressive retenu est un AR(3) présenté dans le tableau suivant :

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%.

Variables	Coefficients
C	6.73*10 ⁻⁵ (0.000237)
DLPRIX(-1)	-0.022727** (0.010232)
DLPRIX(-2)	-0.048146*** (0.010222)
DLPRIX(-3)	-0.024021*** (0.010231)
SCR	5.155129

Tableau 13 : Résultats de la régression du modèle linéaire autorégressive journalier.

Les résultats de notre régression montrent que le rendement de notre prix du pétrole Brent futures dépend des rendements des trois derniers jours avec des signes négatifs. Autrement dit ce modèle prédit dans le cas où il y aura une augmentation de trois jours consécutives, cela provoquerait certainement une récession du quatrième rendement. Afin de vérifier cela, un tableau de contingence va être réalisé. On calcule la probabilité d'une augmentation d'un jour à un autre en se basant sur notre échantillon (annexe3.1). Les résultats de ce tableau montrent que la probabilité que le nombre consécutif d'augmentation ou diminution de plus de 3 jours est négligeable. À partir De là, cette régression autorégressive semble cohérente.

Après avoir construit le modèle linéaire, on applique une série de tests sur les résidus de cette régression. Tout d'abord, nous pouvons constater que la valeur de Jarque-Bera calculé est très importante, on peut conclure que les résidus de cette régression ne suivent pas une loi normale. Ensuite, le corrélogramme des résidus de cette régression dévoile que les p-values associées aux statistiques de Ljung-Box sont inférieures à 5% à partir du retard 6. Nous pouvons donc conclure la présence d'autocorrélation des résidus. Concernant le corrélogramme des résidus au carré montre que la variance de l'erreur n'est pas constante sur le temps ainsi les résidus sont hétéroscédastiques. Ce dernier résultat va être appuyé par le test d'ARCH (Annexe 3.2).

Dans le but de savoir si notre modèle linéaire est bien spécifié, on utilise le test de Ramsay (1969). Selon ce test appelé RESET (pour Regression Error Specification) où il pose l'hypothèse de linéarité contre une alternative non défini.

	Value	Df	Probability
t-statistic	3.028989	9551	0.0025
F-statistic	9.174774	(1, 9551)	0.0025
Likelihood ratio	9.175171	1	0.0025
F-test summary:			

Tableau 14 : Test de linéarité RESET sur la régression linéaire (Journalier).

L'application de ce test va se faire sur notre régression AR(3). Nous constatons sur le tableau ci-dessus que les p-values associées à la F-stat et Log likelihood ratios sont inférieures à 5%. Nous rejetons l'hypothèse nulle, notre modèle linéaire est mal spécifié. Nous pouvons supposer que pour notre rendement, un modèle à changement de régime pourrait convenir davantage.

➤ **Tests de stabilité des paramètres**

Ce test permet d'étudier la stabilité du modèle estimé au cours du temps. Il y a un lien entre la stabilité des paramètres et la linéarité d'un modèle. Il existe deux versions de ce test : le CUSUM (cumulative sum) fondé sur la somme cumulée des résidus récurrents et le CUSUM Square fondé sur la somme cumulée du carré des résidus récurrents.

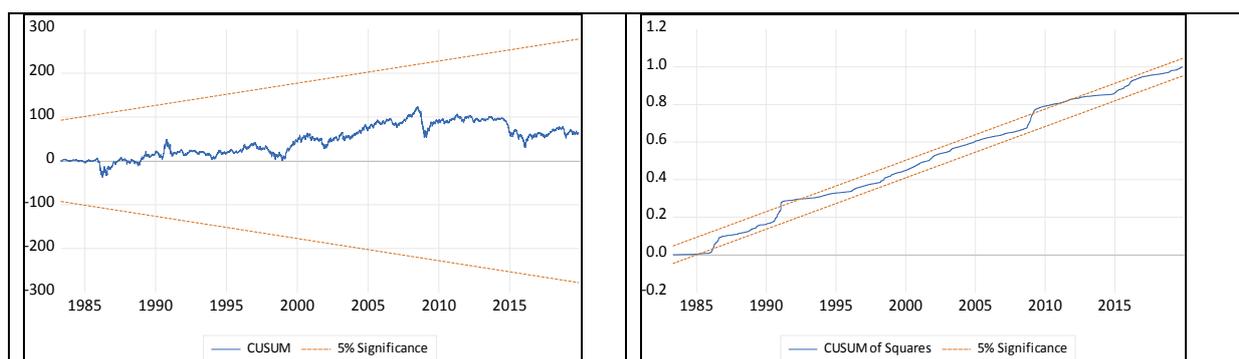


Figure 34: Tests de stabilité Cusum et Cusum aux carrés (journalier).

Nous constatons ci-dessous que les résidus récurrents (en bleu) sont très proches de zéro pour le Cusum, il est largement à l'intérieur de l'intervalle de confiance (en rouge). Alors que pour le Cusum au carré, on assiste à quelques dépassements de l'intervalle. Nous pouvons donc conclure qu'il y'a une certaine instabilité des paramètres dans le temps.

Cela peut être confirmé par le graphique ci-dessous qui montre les résidus récursifs autour de zéro et deux fois l'écart-type des erreurs en valeurs absolue apparaît également en pointillés rouge pour chaque point.

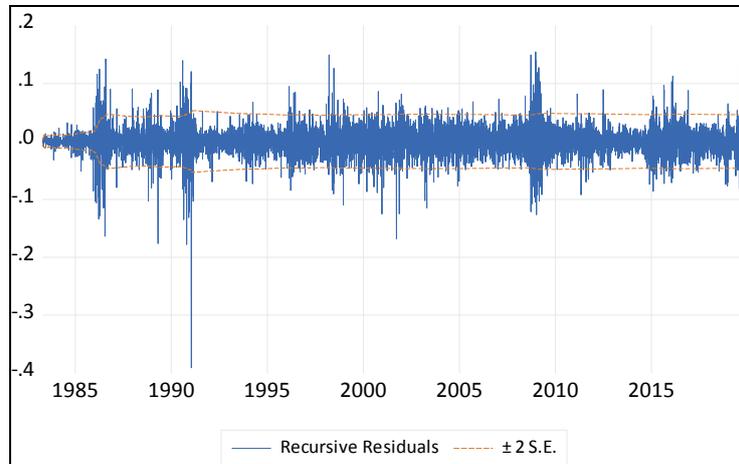


Figure 35: Les résidus Récursifs de la régression linéaire (journalier).

Comme les résidus récursifs sortent de la bande des écart-types des erreurs on peut supposer une certaine instabilité dans les paramètres de l'équation.

➤ **Test d'indépendance BDS.**

Ce test va nous permettre de savoir si les variables sont indépendantes et identiquement distribuées (iid) à partir de la notion d'autocorrélation. L'hypothèse nulle est que les variables sont iid.

BDS Test for RESID				
Sample: 4/11/1983 11/29/2019				
Included observations: 9560				
<u>Dimension</u>	<u>BDS</u>	<u>Std. Error</u>	<u>z-Statistic</u>	<u>Prob.</u>
	<u>Statistic</u>			
2	0.018300	0.000969	18.87949	0.0000
3	0.037959	0.001536	24.70710	0.0000
4	0.052949	0.001825	29.01393	0.0000
5	0.061819	0.001898	32.57924	0.0000
6	0.066937	0.001826	36.66604	0.0000

Tableau 15: Test de BDS sur les résidus du modèle linéaire (Journalier).

On peut s'apercevoir que la p-value associée à la statistique de test est égal à zéro, par conséquent nous rejetons l'hypothèse nulle, nos résidus ne sont pas iid (ce ne sont pas des bruits blancs), par conséquent l'hypothèse de linéarité peut être discutée.

Les résultats de ces tests confirment que la modélisation linéaire avec un modèle autorégressif AR(3) est affectée par plusieurs anomalies statistiques. Pour améliorer notre modèle, on dispose de plusieurs d'autres types de modélisation. Pour mieux nous orienter, nous décidons d'effectuer d'autres tests pour voir si on peut détecter des points de ruptures structurelles dans notre chronique.

➤ **Les tests de dates de ruptures :**

Il existe plusieurs tests de ruptures. Les tests d'instabilité des paramètres et de changement structurel dans les modèles de régression ont constitué une partie importante des travaux économétriques appliqués qui remontent à Chow (1960), qui a testé le changement de régime à des dates connues a priori en utilisant une statistique F . Pour assouplir l'exigence de connaître une susceptible date de rupture, Quandt (1960) a modifié le cadre de Chow pour considérer la statistique F avec la plus grande valeur sur toutes les dates de ruptures possibles. Andrews (1993) et Andrews et Ploberger (1994) ont dérivé la distribution limite du Quandt et des statistiques de test associées. Plus récemment, Bai (1997) et Bai et Perron (1998, 2003a) ont développés un test se basant sur les travaux Quandt-Andrews permettant de savoir s'ils existent plusieurs dates de ruptures inconnus et non seulement une selon les deux procédures séquentielles et répartition¹⁰⁵.

On utilisera pour ce rendement deux tests : le premier est celui de Quandt-Andrews qui teste la présence ou non d'une date de rupture, ensuite le deuxième celui du Bai-Perron pour tester plusieurs dates.

✓ **Test Quandt-Andrews.**

Le test Quandt-Andrews teste l'existence d'un ou plusieurs dates de ruptures structurelles inconnues dans l'échantillon pour une équation spécifiée. La procédure est effectuée à chaque observation entre deux dates pour tester l'hypothèse nulle « absence de points du ruptures. Il existe trois statistiques différentes pour ce test¹⁰⁶ : La statistique Sup ou Maximum, la statistique Exp et la statistique Ave.

Les résultats de ces tests individuels concernant notre modèle linéaire est présenté dans le tableau suivant :

¹⁰⁵Voir test dates de ruptures (Bai et Perron (1998, 2003a))

¹⁰⁶voir Andrews, 1993 et Andrews et Ploberger, 1994

Quandt-Andrews unknown breakpoint test		
Null Hypothesis: No breakpoints within 15% trimmed data		
Statistic	Value	Prob.
Maximum LR F-statistic (11/02/1999)	7.962164	0.0001
Maximum Wald F-statistic (11/02/1999)	31.84866	0.0001
Exp LR F-statistic	2.738753	0.0002
Exp Wald F-statistic	12.77307	0.0000
Ave LR F-statistic	4.656765	0.0000
Ave Wald F-statistic	18.62706	0.0000

Tableau 16: Test de date de ruptures de Quandt-Andrews (régression des données journalières).

Ces résultats montrent le rejet de l'hypothèse nulle d'absence de rupture structurelle ainsi un ou plusieurs points de ruptures existent. Il est à noter que les trois mesures statistiques résumées parviennent au même résultat.

Pour confirmer ces résultats, on fait appel un autre test qui vérifier la présence de ou des dates de ruptures.

✓ **Test de dates de ruptures Multiples :**

Pour vérifier la présence de ces ruptures, nous avons fait appel au test de Bai et Perron (2003) de ruptures structurelles multiples. Les résultats du test sont reportés sur le tableau 17.

Multiple breakpoint tests			
Bai-Perron tests of L+1 vs. L sequentially determined breaks			
Break Test	F-statistic	Scaled F-statistic	Critical Value**
0 vs. 1 *	7.962164	31.84866	16.19
1 vs. 2 *	5.154184	20.61674	18.11
2 vs. 3	1.765860	7.063440	18.93
Break dates:			
	Sequential	Repartition	
1	11/02/1999	10/23/1990	
2	10/23/1990	6/21/1996	

Tableau 17: Test de dates de ruptures Multiples (régression des données journalières).

L'application de ce test montre la présence de deux dates de ruptures. Les deux méthodes désignent le 23/10/1990 qui correspond à la période de la guerre du Golfe, par contre pour la deuxième date, la procédure séquentielle désigne 02/11/1999 comme point de rupture, faisant référence à une chute lié à plusieurs facteurs principalement : l'affaiblissement du cartel

OPEP et la diversification des sources d'énergie pour les pays consommateurs. Pour la procédure de répartition, elle indique le 21/06/1996 comme date de rupture qui selon Peter Bogin¹⁰⁷, correspond à une hausse des cours qui « tenait à une conjonction de phénomènes tels que le retard avec lequel l'Irak est revenu sur le marché, la faiblesse des stocks chez les raffineurs, et la rigueur de l'hiver 1995-1996 dans l'hémisphère Nord ».

Pour résumer, l'étude autorégressive de ce prix arrive aux mêmes conclusions que la revue de littérature. Cette modélisation linéaire présente beaucoup de limites caractérisées par la non robustesse du modèle, la présence d'hétéroclasticité, de l'autocorrélation des résidus et la présence de points de ruptures qui nous amènent à penser au non linéarité de ce rendement.

Après avoir montré les limites d'une modélisation linéaire, un recours aux modèles à changement de régime était décidé. L'hypothèse qu'un changement de régime peut mieux expliquer les variations du rendement du prix de pétrole est basée sur l'analyse de l'évolution de ce prix et les conséquences des interactions entre les facteurs rentrants dans son apparition. La réaction de ce marché face aux crises et les décisions des intervenants en particulier l'OPEP entraîne un changement structural de ce prix.

1.2 Modèles à changement de régime.

Les résultats de la section précédente ont permis de souligner les non-linéarités présentes dans l'apparition du prix de pétrole. Nous pouvons supposer que la formation autorégressive de ce prix dans cette relation et plus précisément les coefficients de pentes se modifiaient au cours du temps mais également suivant des périodes où on retrouve les chocs positifs ou bien négatifs. Dans ce nouveau paragraphe, il est alors nécessaire de fixer une démarche qui autorise donc les rendements du prix de pétrole à se modifier dans deux ou plusieurs dimensions. Plusieurs solutions pourraient être envisageables comme évoqué dans le premier chapitre néanmoins parmi les pistes les plus pertinentes est celle des modèles à changement de régime.

La sélection d'une spécification implique généralement plusieurs choix : les variables à inclure, la forme fonctionnelle reliant ces variables, et la structure dynamique de la relation entre les variables. Dans cette famille de modèles, on appliquera selon le type de la variable de transition les régressions appropriées. Tout d'abord, on posera l'hypothèse que la variable de transition est observable. Dans ce cas-là, on utilisera les modèles à seuils. Ces modèles à

¹⁰⁷ analyste au Cambridge Energy Research Associates

seuil appartient à la classe générale des modèles non linéaires et comprennent deux classes principales : les modèles autorégressifs à transition brutale appelés TAR (Tong et Lim, 1980) et les modèles autorégressifs à transition lisse appelés STAR (Granger et Teräsvirta, 1993). Ces modèles sont souvent préférés aux modèles linéaires car ils offrent plus de flexibilité dans la modélisation des variables financières et macroéconomiques sous différents régimes et sont donc plus appropriés pour saisir l'asymétrie des données. Toutefois, si la transition est effectuée par une variable d'état observée, on s'attend à ce que la transition soit douce dans le modèle STAR (ou brutal pour les modèles TAR) et qu'elle soit effectuée lorsqu'une variable seuil connue dépasse le seuil. Les variables de transition et le seuil ont tous deux été estimés de manière endogène et identifiés par des tests de linéarité (Tsay, 1989 ; Teräsvirta, 1994). Ensuite, on posera l'hypothèse que la variable de transition est inobservable, dans ce cas, on appliquera le modèle à changement Markovien.

1.2.1 Modèles à seuils : Transition brutale.

La modélisation à seuil avec une transition brutale est très utilisée pour expliquer les variations dans une chronique avec une présence des cycles expansifs et récessifs. Lors du deuxième chapitre, nous avons présenté les modèles à seuils avec ce type de transition, ou nous retrouvons l'ensemble de démarches à effectuer pour cette classe de modèle. La première difficulté après avoir choisis les régresseurs est celle de déterminer la variable de transition. Dans notre application journalière, le choix de la variable de transition se fera entre la variable endogène retardé Y_{t-d} (avec d : le délai à fixer) et le taux de change Dollar/ Euro. Selon le type de notre modèle quel qu'il soit TAR, SETAR ou NETAR, une procédure sera suivie pour chaque modèle.

1.2.1.1 Modèle Tar

Contrairement aux études traditionnelles mobilisant des modèles linéaires, nous appliquons le test de modèles à seuil à transition brutale développé par Hansen (2000). En effet, les travaux de Hansen (1996, 2000) et Caner et Hansen (2004) sur la présence de seuil dans les séries temporelles ou en données de panel font référence et ils ont connu de nombreux terrains d'application. Parmi eux, on peut citer les travaux de GYAMFI et al (2016) ; Sun et al (2018) ; YANG et al (2018) ; GAO et LING (2019). Enfin, il est impossible de citer tous les travaux mentionnant les articles de Hansen, car on compte plus de 3 000 citations selon Google scholar fin 2019.

Après avoir sélectionné les régresseurs (modèle linéaire autorégressif minimisant les critères), l'utilisation de ce modèle rentre dans le cadre où on suppose que la transition entre les deux régimes se fera d'une façon brutale. Le choix de la variable à seuil et son estimation seront basés sur la théorie économique ainsi que la minimisation des sommes carrées résiduelles des modèles.

Pour notre échantillon journalier et après avoir modélisé le rendement du prix de pétrole (dlprix) grâce à un modèle linéaire, on a choisi de considérer le taux de change Dollar/ Euros (Txc) comme variable de transition observable. Le choix de cette variable est purement théorique et repose sur la revue de littérature citée dans le premier chapitre où des applications ont bien montré une relation entre ces deux variables. Il serait plus intéressant d'ajouter des variables comme la production et la consommation journalière du pétrole mais ces données ne sont pas disponibles. L'estimation de ce modèle suivant la procédure de Bai-Pérron se base sur la minimisation de la somme carrée résiduelle. Le modèle retenu est :

Variables	Régime 1 : dTxc < 0 -- 4684 obs coefficients	Régime 2 : 0 ≤ dTxc -- 4872 obs coefficients
DLPRIX(-1)	-0.042605*** (0.014101)	-0.001887 (0.014853)
DLPRIX(-2)	-0.041778*** (0.014152)	-0.056014*** (0.014769)
DLPRIX(-3)	-0.063106*** (0.014852)	0.011253 (0.014102)
SCR	5.115938	

Tableau 18: Estimation du modèle TAR (Journalier).

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%.

Avec comme variables stationnaires:

DLPRIX : La différence première du logarithme du prix de pétrole.

DTXC : La différence première du taux de change.

Ce modèle TAR peut s'écrire :

$$\begin{cases} \widehat{DLprix} = -0.0426 * DLPRIX(-1) - 0.0417 * DLPRIX(-2) - 0.0631 * DLPRIX(-3) + 7.91 * 10^{-5}. \text{ SI } DTXC < 0 \\ \widehat{DLprix} = -0.0018 * DLPRIX(-1) - 0.0560 * DLPRIX(-2) + 0.0112 * DLPRIX(-3) + 7.91 * 10^{-5}. \text{ SI } DTXC \geq 0 \end{cases}$$

On est en présence de deux régimes, lorsque le rendement du taux de change est supérieur strictement à 0, on remarque que notre rendement du prix de pétrole est dépendant des

rendements des trois derniers jours avec des signes négatifs comme lors de la modélisation linéaire mais avec des valeurs différentes. Le deuxième régime est exécutable lorsque notre rendement de taux de change est négatif. Dans ce cas-là, notre rendement du prix de pétrole dépendra de son deuxième retard avec un signe négatif. Les autres coefficients ne sont pas significatifs.

Ces résultats sont homogènes à celles trouvés dans la littérature où plusieurs auteurs ont estimé la relation entre ces deux variables. Pour rappel, Coudert et Mignon (2016) ont constaté une relation négative à long terme de 1974 à 2015 mais aussi des périodes de relations positives à court terme.

Après estimation, nous nous intéressons aux tests usuelles pour voir si cette régression à améliorer notre modèle linéaire. On remarque tout d'abord que la somme carrée résiduelle à diminuer par rapport notre modèle linéaire mais on est toujours en présence de non normalité, de l'autocorrélation et d'hétéroscédasticité dans nos résidus (annexe 3.3). Enfin, et comme le montre le test de Ramsey dans le tableau suivant que l'hypothèse H_0 est toujours rejetée qui veut dire que le modèle TAR n'est toujours pas bien spécifié.

	Value	df	Probability
t-statistic	2.129382	9548	0.0332
F-statistic	4.534268	(1, 9548)	0.0332
Likelihood ratio	4.536990	1	0.0332

Tableau 19 : Test Ramsey RESET sur modèle TAR (Journalier).

Pour résumer les résultats de cette régression, on obtient une meilleure compréhension de la relation prix de pétrole et taux de change où on retrouve l'influence de cette variable sur l'apparition du prix de pétrole, néanmoins, ce modèle TAR n'a pas apporté les corrections nécessaires et une amélioration nette par rapport à notre modèle linéaire. Un recours au modèle SETAR est envisagé.

1.2.1.2 Modèle Setar.

On suppose maintenant que la variable de changement de seuil S_t est un retard quelconque $S_t = y_{t-d}$ avec d le paramètre de délai. Tout d'abord, nous appliquons la même méthode précédente et nous cherchons l'ordre p qui minimise les critères AIC et BIC de la même façon que les modèles TAR, ensuite on retient le modèle qui minimise la somme carrée résiduelle

selon la procédure de Bai- Perron. Après plusieurs simulations, nous avons retenus $d=2$. Le changement de régime est déterminé par des valeurs retardées de la série.

Nous estimons notre modèle SETAR. Les résultats de la régression sont présentés dans le tableau suivant :

Variables	Régime 1 :	Régime 2 :	Régime 3 :
	DLPRIX(-2) < -0.0137 1922 obs Coefficients	-0.0137 <= DLPRIX(-2) < 0.0138 5643 obs Coefficients	0.0138 <= DLPRIX(-2) 1991 obs Coefficients
DLPRIX(-1)	-0.089600*** (0.018837)	0.04754*** (0.015691)	-0.057790*** (0.019180)
DLPRIX(-2)	-0.070991*** (0.015701)	-0.043981 (0.043947)	-0.025156 (0.016935)
DLPRIX(-3)	-0.070673*** (0.018550)	0.029711* (0.015617)	-0.055961*** (0.019678)
SCR	5.094190		

Tableau 20: Résultats du modèle SETAR (Journalier).

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Cette spécification nous montre que la variable à seuil qui minimise les critères est $dlprix(-2)$ avec deux changements de régime. Dans le premier régime, nos trois rendements retardés sont tous significatif avec des signes négatifs lorsque notre rendement retardé (-2) est inférieur - 0.0138. Si notre seuil appartient à l'intervalle $[-0.0137 ; 0.0137 [$, la variable dépendante de notre deuxième régime est expliqué par les retards 1 et 3 à 10% avec des signes positifs. Enfin, lorsque la variable à seuil est supérieur ou égale a 0.0137 on est en présence du régime 3. On retrouve dans ce régime que le rendement du prix de pétrole dépend de son premier et troisième retard avec des signes négatifs.

Nous pouvons supposer que le premier et le troisième régime correspond à des périodes de performances négatives alors que le deuxième régime représente les périodes de performances positives.

La forme de notre modèle peut s'écrire :

$$\widehat{Dlprix} = \begin{cases} -0.089 * DLPRIX(-1) - 0.0709 * DLPRIX(-2) - 0. * DLPRIX(-3) - 0.0002 & \text{SI } DLPRIX(-2) < -0.01377 \\ 0.0475 * DLPRIX(-1) - 0.0439 * DLPRIX(-2) + 0.0297 * DLPRIX(-3) - 0.0002 & \text{SI } -0.1377 << DLPRIX(-2) < 0.0138 \\ -0.0577 * DLPRIX(-1) - 0.0251 * DLPRIX(-2) - 0.0559 * DLPRIX(-3) - 0.0002 & \text{SI } DLPRIX(-2) \gg 0.0138 \end{cases}$$

Comme pour le modèle TAR, on passe les résidus de cette régression aux différents tests. Les résultats ne montrent pas une nette amélioration car on est toujours en présence d'autocorrélation, de l'hétéroscédasticité et des résidus qui ne suivent pas une loi normale (annexe 3.4). En revanche, comme le montre le test de Ramsey dans le tableau ci-dessous, l'hypothèse H_0 acceptée qui veut dire que le modèle SETAR devient bien spécifié alors que ne l'était pas dans le modèle linéaire.

	Value	df	Probability
t-statistic	0.549039	9545	0.5830
F-statistic	0.301444	(1, 9545)	0.5830
Likelihood ratio	0.301787	1	0.5828

Tableau 21 : Test Ramsey RESET sur modèle SETAR (Journalier).

Les résultats de cette régression montrent qu'on est en présence de deux changements de régime et que la valeur du rendement d'avant-hier du pétrole engage une estimation différente du modèle autorégressif.

1.2.1.3 Modèle Netar.

Le modèle de régression à seuil décrit une forme simple de régression non linéaire comportant des spécifications linéaires par morceaux et un changement de régime qui se produit lorsqu'une variable observée franchit des seuils inconnus. Ces spécifications sont très populaires car elles sont faciles à estimer et à interpréter, et capables de produire des non-linéarités intéressantes et une dynamique riche.

Pour ce type de modèle, on suppose toujours que notre variable à seuil est observable et que la transition entre les régimes se fait d'une façon brutale. La particularité de ces modèles qu'on accepte plusieurs variables de transitions au lieu d'une seule (voir chapitre 1). Ce type de modèle ou on retient plusieurs modèles avec plusieurs variables de transition avec un effet économique prouvé a donné des résultats intéressants dans la littérature.

Le choix de la variable de transition et comme c'était expliqué dans le chapitre précédent, se fait par une procédure particulière basée sur les résultats des tests de linéarité. On retient la variable de transition pour laquelle la linéarité est la plus fortement rejetée.

Après plusieurs estimations, nous retiendrons en premier temps comme variable de transition le rendement du taux de change avec un seuil de 0. De là, lorsque le taux de change augmente, nous sommes dans deux systèmes définis par la variable de transition $dlprix$ (-2) avec un seuil

de 0.0078, cependant si le taux de change est strictement négatif, le seuil retenu pour notre variable de transition (dlprix-2) est alors -0.018 et donnera naissance à deux régimes différents (Tableau 22).

Régime 1 : DTXC < 0		
	Régime 1.1 : DLPRIX(-2) < -0.01804505 -- 702 obs	Régime 1.2 : -0.01804505 <= DLPRIX(-2) -- 3982 obs
Variabes	Coefficients	Coefficients
DLPRIX(-1)	-0.154741*** (0.028040)	-0.002395 (0.01650)
DLPRIX(-2)	-0.092353*** (0.021455)	0.011013*** (0.0021509)
DLPRIX(-3)	-0.128857*** (0.030026)	-0.044311** (0.017283)
Régime 2 : DTXC >= 0		
	Régime 2.1 : DLPRIX(-2) < 0.007732583 -- 3379 obs	Régime 2.2 : 0.007732583 <= DLPRIX(-2) -- 1493 obs
Variabes	Coefficients	Coefficients
DLPRIX(-1)	0.037874** (0.017883)	-0.079997*** (0.025288)
DLPRIX(-2)	-0.047703** (0.023042)	-0.065117*** (0.024134)
DLPRIX(-3)	0.004551 (0.017164)	0.024419 (0.023593)

Tableau 22 : Résultats du modèle NeTAR (Journalier).

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Le modèle s'écrit alors: $\widehat{Dlprix} =$

$$\begin{cases} -0.1547DLPRIX(-1) - 0.092DLPRIX(-2) - 0.1288DLPRIX(-3) + 0.0011 & \text{Si } DTX < 0 \text{ ET } DLPRIX(-2) < -0.0180 \\ -0.0023DLPRIX(-1) + 0.011DLPRIX(-2) - 0.0443DLPRIX(-3) + 0.001 & \text{Si } DTX < 0 \text{ ET } DLPRIX(-2) \geq -0.0180 \\ 0.037DLPRIX(-1) - 0.047DLPRIX(-2) + 0.004DLPRIX(-3) - 0.0013 & \text{Si } DTX \geq 0 \text{ ET } DLPRIX(-2) < 0.0077 \\ -0.079DLPRIX(-1) - 0.065DLPRIX(-2) + 0.024DLPRIX(-3) - 0.0013 & \text{Si } DTX \geq 0 \text{ ET } DLPRIX(-2) \geq 0.0077 \end{cases}$$

Les coefficients des quatre régimes de notre régression sont presque tous significatifs. La première spécification dépend de la variation du taux de change alors que la deuxième repose sur le deuxième retard du rendement du prix de pétrole. Une croissance de ce taux et un rendement supérieur à 0.0077 provoquent l'apparition d'un modèle différent qu'un rendement

inférieur de 0.0077. Alors que dans le cas d'une décroissance de ce taux, le seuil de notre variable de transition est de -0.018.

Concernant les tests sur cette régression, les résidus de la série des rentabilités ne présentent plus de l'autocorrélation, ce qui signifie que le modèle NETAR estimé a bien corrigé la série de toute dépendance restante. Ce modèle a réduit significativement la statistique multiplicateur de Lagrange du test de ARCH mais on est toujours en présence d'hétéroscédasticité, ensuite les résidus ne suivent pas la loi normale.

Pour savoir si notre modèle est bien spécifié, on applique le test RESET :

DTXC<0				DTXC>=0			
Ramsey RESET Test Equation: UNTITLED Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO-3) @NV C @THRESH 2 Omitted Variables: Squares of fitted values				Ramsey RESET Test Equation: UNTITLED Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO-3) @NV C @THRESH 2 Omitted Variables: Squares of fitted values			
	Value	df	Probability		Value	df	Probability
t-statistic	0.320011	4676	0.7490	t-statistic	3.413084	4864	0.0006
F-statistic	0.102407 (1, 4676)		0.7490	F-statistic	11.64915 (1, 4864)		0.0006
Likelihood ratio	0.102581	1	0.7488	Likelihood ratio	11.65435	1	0.0006

Tableau 23 : Test Ramsey RESET sur modèle SETAR(Journalier).

Les résultats dévoilent que le modèle est bien spécifié pour une diminution du taux de change Dollar/Euro alors qu'il n'est pas dans le cas d'une augmentation.

Malgré une amélioration en terme de précision (SCR plus petite), on remarque que les trois modèles choisis TAR, SETAR et NeTAR présentent des anomalies statistiques. Le modèle retenue entre ces trois est la régression SETAR qui en plus de minimiser les résidus, le test de linéarité de RESET montre que ce modèle est bien spécifié.

1.2.2 Modèles à seuils : Transition lisse.

Suivant notre démarche et après avoir sélectionné le modèle optimal dans le cas d'une transition brutale, nous intéressons toujours à ces modèles à seuil mais cette fois-ci avec une variable de transition lisse. Les modèles STAR décrivent des régimes extérieurs entre lesquels la transition est supposée être lisse et un continuum d'états intermédiaires entre ces régimes. L'apport principal de ces processus par rapport aux modèles linéaires réside dans le fait de prendre en considération différentes dynamiques. La modélisation STAR permet en effet de spécifier des dynamiques asymétriques, irrégulières et non-linéaires.

Empiriquement parlant, et comme les prix du pétrole sont déjà cotés en bourse, il convient de noter que ce n'est pas une idée nouvelle de modéliser les séquences de rendement des actions par les modèles à changement de régime. Plusieurs travaux, dont Turner, Startz et Nelson (1989) et Van Norden et Schaller (1993, 1996), utilisent la procédure de Hamilton (1989) pour estimer la dynamique des marchés boursiers. Par conséquent, Sarantis (2001) utilise le modèle STAR pour explorer la dynamique des rendements boursiers annuels, tandis que Jawadi (2001) a utilisé les processus à transition lisse pour étudier l'évolution des séries de rentabilités boursières du CAC40 et du S&P500. Les résultats de ces études ont montré que les processus STAR sont plus appropriés que les modèles AR linéaires pour reproduire l'asymétrie et la persistance caractérisant les données boursières. Au total, les auteurs ont rejeté l'hypothèse de linéarité en faveur d'une alternative non-linéaire de type STAR et ont montré la supériorité de ces processus par rapport aux modèles linéaires pour expliquer l'inefficience du marché et notamment pour spécifier la dynamique alternative du processus non-linéaire générant les données boursières étudiées.

Mais, si les travaux récents ont témoigné de la croissance des apports des modèles à seuil au sujet de la modélisation non-linéaire d'indicateurs économiques, très peu d'articles ont explicitement mis au clair la relation entre l'évolution des cours boursiers et le changement de régime et ont retenu la classe des modèles STAR pour appréhender la nature de dépendance non-linéaire inhérente aux séries de rentabilités boursières (Sarantis (2001)). L'insuffisance majeure de l'ensemble de ces travaux semble résider dans l'absence de formalisation explicite et rigoureuse des comportements des cours boursiers et des faits stylisés caractérisant leurs évolutions.

À l'instar de ces études, nous nous intéressons à la modélisation des processus STAR pour appréhender l'asymétrie et la non-linéarité inhérentes aux dynamiques du prix de pétrole coté en bourse. Nous examinons la capacité de ces processus à révéler les irrégularités et les

ruptures présentes dans les mouvements de ce prix. L'idée sous-jacente consiste à tester l'hypothèse d'indépendance contre l'alternative de dépendance non-linéaire en vérifiant l'existence d'une relation non-linéaire sur une période déterminée, mais linéaire par sous-périodes. L'idée des modèles STAR étant de reproduire la transition entre les régimes qui sont délimités par les seuils spécifiques ainsi générés par l'hétérogénéité des coûts de transaction et le reflet de la divergence des anticipations et des réactions des intervenants sur le marché.

Dans cette catégorie de modèles, nous avons le choix entre plusieurs fonctions de transition. Pour chaque cas, il faudra sélectionner la meilleure variable à seuil dans une liste de candidats et de spécifier les variables de régime.

Après estimation, nous appliquerons des tests de linéarité par rapport aux alternatives des tests de non-linéarité et de constance des paramètres restants, des tests d'hétéroscédasticité et de corrélation.

La première étape caractérisant l'ajustement d'un modèle autorégressif à transition lisse est la spécification du modèle. Pour notre échantillon, nous concentrons notre étude sur les modèles STAR comprenant deux régimes seulement et nous élaborons l'ajustement des modèles pour ce cas spécifique. Les modèles STAR avec $m > 2$ régimes peuvent également être ajustés, mais ceux-ci semblent peu utilisés dans la littérature en raison de la difficulté supplémentaire entraînée par la présence de régimes additionnels.

Pour élaborer la spécification du modèle STAR et après avoir déterminé la composante autorégressive $y_1; \dots; y_p$ devant être considérée lors de l'ajustement du modèle, il convient tout d'abord de déterminer le délai d de la variable de transition qui représente le mieux ce processus Y_{t-d} , il convient d'effectuer un test de linéarité et l'ajustement d'un modèle STAR à celles-ci dans le cas où cette linéarité est rejetée.

La spécification du modèle implique de déterminer la variable de transition S_t et la forme de la fonction $\mathbf{F}(S_t; \mathbf{s}, \boldsymbol{\gamma})$ la plus appropriée pour ces données, ce qui permettra ensuite de procéder à l'estimation de tous les paramètres. Pour la variable de transition S_t peut être endogène, exogène ou une fonction de l'indice temporel T . Le choix de la forme de cette variable peut être basé sur la théorie économique de même que sur l'observation des données. L'estimation de notre modèle STAR se fera par les deux fonctions : exponentiel et logistique puis nous les départageons grâce au test de Terasvirta.

Pour rappel, le modèle STAR développé par Granger et Teräsvirta (1993) a la forme suivante:

$$Y_t = \left(\beta_{10} + \sum_{j=1}^p \beta_{1j} y_{t-j} \right) [1 - F(S_t; \mathbf{s}, \gamma)] + \left(\beta_{20} + \sum_{j=1}^p \beta_{2j} y_{t-j} \right) F(S_t; \mathbf{s}, \gamma) + \varepsilon_t$$

Où Y_t est une série stationnaire, β_{01} et β_{02} sont des constantes, ε_t est un processus i.i.d $(0, \sigma^2)$, et $F(S_t; \mathbf{s}, \gamma)$ est la fonction de transition bornée entre zéro et un.

1.2.1.2 Fonction LSTAR.

Afin d'estimer notre modèle STAR, on procédera par l'identification de la variable de transition. Nous considérons que la variable S_t sera nécessairement endogène, soit de la forme y_{t-d} avec une valeur de d se devant d'être déterminée. Cette valeur fera toutefois intuitivement partie de l'ensemble des variables endogènes retardées. Si le choix de la valeur de d ne semble pas évident, ce qui est généralement le cas, il est possible de la trouver en procédant par le test de linéarité tel qu'effectué par Dijk, Teräsvirta et Franses (2002). Ce test est alors effectué pour toutes les valeurs de d possibles, ensuite, on sélectionne la valeur de d qui mène à la plus petite valeur-p pour le test de linéarité, autrement dit S_t est la variable qui rejette le plus fortement la linéarité

La fonction de transition logistique est de forme :

$$F(S_t; \mathbf{s}, \gamma) = (1 + \exp\{-\gamma(S_t - \mathbf{s})\})^{-1}, \quad \gamma > 0$$

Après plusieurs estimations, on a retenu le paramètre de délai égal à 2 qui minimise le critère.

Les résultats de cette régression sont présentés dans le tableau suivant :

Method: SmoothThresholdRegression				
Transition function: Logistic				
Threshold variable: DLPRIX(-2)				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	-0.215849	0.080335	-2.686848	0.0072
DLPRIX(-2)	-0.156024	0.030464	-5.121544	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.192019	0.054344	-3.533370	0.0004
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	0.203182	0.083454	2.434657	0.0149
DLPRIX(-2)	0.136911	0.034467	3.972185	0.0001
DLPRIX(-3)	0.181683	0.057335	3.168790	0.0015
Non-Threshold Variables				
C	-9.90E-05	0.000246	-0.401664	0.6879
THRESHOLD	-0.068879	0.012440	-5.536861	0.0000
Sumsquaredresid	5.103183			

Tableau 24 : Estimation du modèle LSTAR(Journalier).

Ainsi notre modèle se présente sous la forme :

$$\widehat{DL}_{\text{prix}} = (-0.2158 * DL_{\text{prix}}(-1) - 0.1560 * DL_{\text{prix}}(-2) - 0.1920 * DL_{\text{prix}}(-3)) + (0.2031 * DL_{\text{prix}}(-1) + 0.1369 * DL_{\text{prix}}(-2) + 0.1816 * DL_{\text{prix}}(-3)) * (1 + \exp(74.7629 * (DL_{\text{prix}}(-2) + 0.0688))^{-1}) - 9.9001 * 10^{-5}).$$

Notre modèle LSTAR possède un mélange d'une partie linéaire et une autre non linéaire. Tous les coefficients de cette régression sont significatifs. Pour la partie linéaire, on retrouve les mêmes signes que les coefficients du modèle autorégressif mais avec des valeurs différentes, alors que pour la partie non linéaire les coefficients sont positifs.

On remarque que le rendement d'avant-hier pourra incarner le rôle de la variable de transition et exposer les différentes variations du prix de pétrole.

Ces deux régimes permettent de décrire deux dynamiques distinctes. La dynamique du régime central est localement stable. Cette stabilité locale est associée au caractère persistant des déviations des cours dans cette phase dû probablement aux facteurs géopolitiques. En effet, ce régime décrit le comportement du cours lorsqu'il s'écarte de sa valeur d'équilibre et persiste loin de cette valeur. Autrement dit, ce régime reproduit les périodes de déviations des cours par rapport aux fondamentaux.

Du point de vue économique, ce changement de régime peut s'expliquer par le développement des pays émergents. La transition lisse peut refléter la demande croissante de ces pays.

Le graphe suivant présente la fonction logistique estimée avec la localisation de notre seuil calculé du rendement retardé (-2). La vitesse de transition

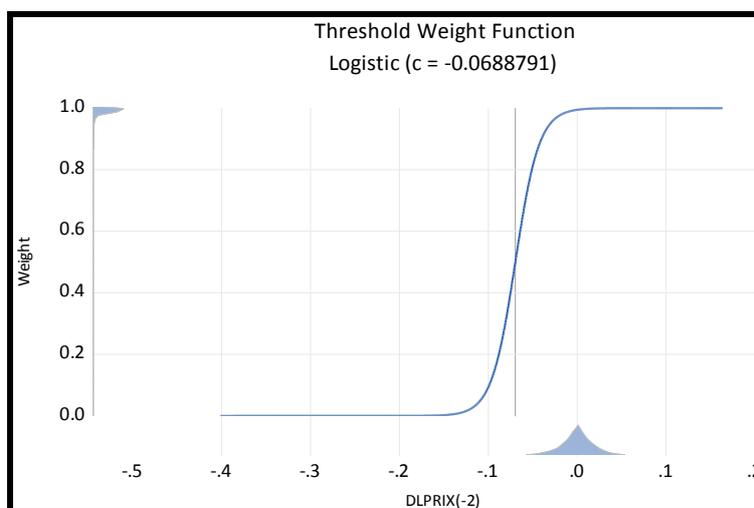


Figure 36 : la fonction Logistique de lissage estimée.

En termes de tests usuelles sur les résidus, les résultats (annexe3.6) montrent toujours la présence de l'autocorrélation, l'hétéroscédasticité et la non normalité.

Une autre approche pour ce type de modèle STAR peut être envisagée, mais cette fois-ci avec une fonction exponentielle.

1.2.2.2 Fonction ESTAR.

On utilise cette fois-ci une fonction de transition exponentielle de la forme :

$$F(S_t; s, \gamma) = 1 - \exp\{-\gamma(S_t - s)^2\} \quad , \quad \gamma > 0$$

Comme pour le modèle LSTAR, nous essayons, tout d'abord, de déterminer la variable de transition y_{t-d} , puis, nous estimons chaque paramètre dans l'équation du modèle ESTAR.

Granger et Teräsvirta (1993) et Teräsvirta (1994) ont souligné qu'en général, l'estimation du paramètre de lissage γ est très problématique, et qu'elle est généralement non convergente et surestimée. Par conséquent, ils ont suggéré que la fonction de transition devrait être modifiée en premier, et spécifiquement, elle devrait être divisée par la variance de l'échantillon. Nous pouvons résumer la procédure d'estimation de ce modèle non linéaire de la manière suivante :

- ❖ Spécifier un modèle autorégressif en utilisant l'un des AIC ou BIC standard pour déterminer le nombre de retard maximal p .
- ❖ On réalise des tests de linéarité en régressant l'équation auxiliaire dérivée de l'expansion de Taylor pour différentes valeurs de d , le paramètre de retard. On choisit la valeur de d qui a la plus petite p -valeur et on fait les tests de linéarité en supposant que le modèle est linéaire comme hypothèse nulle.
- ❖ Le test de linéarité est effectué en régressant différentes valeurs du paramètre de retard d . Nous choisissons la valeur d avec la plus petite p -valeur du test de linéarité et on suppose que le modèle linéaire comme hypothèse nulle du nouveau test de linéarité.
- ❖ Après avoir rejeté la linéarité, le modèle est estimé par les moindres carrés non linéaires. Lors de l'estimation des paramètres du modèle ESTAR, nous fixons le paramètre de vitesse de transition γ à 1, puis le divisons par la variance de l'échantillon pour éviter une surestimation selon Teräsvirta (1994). D'autres paramètres reçoivent également des valeurs initiales et la régression est répétée jusqu'à convergence
- ❖ Enfin, nous vérifierons si les résidus respectent les hypothèses.

L'estimation de notre régression est présentée dans le tableau suivant :

Method: SmoothThresholdRegression				
Transition function: Exponential				
Threshold variable: DLPRIX(-2)				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	0.016104	0.013728	1.173078	0.2408
DLPRIX(-2)	0.005507	0.018287	0.301176	0.7633
DLPRIX(-3)	-0.006696	0.012567	-0.532833	0.5942
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	-0.255354	0.072971	-3.499405	0.0005
DLPRIX(-2)	-0.141651	0.033394	-4.241739	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.119371	0.048891	-2.441592	0.0146
Non-Threshold Variables				
C	-0.000132	0.000252	-0.523377	0.6007
THRESHOLD	0.011374	0.005512	2.063478	0.0391
Sumsquaredresid	5.098774			

Tableau 25 : Estimation du modèle ESTAR(Journalier).

Ce modèle s'écrit :

$$\widehat{Dl}_{prix} = (0.0161 * DLPRIX(-1) + 0.0055 * DLPRIX(-2) - 0.0066 * DLPRIX(-3)) + (-0.2553 * DLPRIX(-1) - 0.1416 * DLPRIX(-2) - 0.1193 * DLPRIX(-3)) * (1 - \exp(-151.7257 * (DLPRIX(-2) - 0.0113)^2)) - 0.0001.$$

Un modèle ESTAR est particulièrement approprié pour décrire les déviations d'un prix d'actif par rapport à sa valeur d'équilibre. Dans ce modèle ESTAR les deux régimes correspondent à des valeurs faibles et élevées de la variable de transition définis par le rendement du prix de pétrole d'avant hier avec un seuil $c=0.011$. Ce modèle est souvent utilisé pour appréhender le comportement asymétrique du cycle économique au sens où les phases d'expansion et de récession peuvent être caractérisées par des dynamiques différentes.

Selon les résultats de cette régression, on peut remarquer qu'aucun coefficient de la partie linéaire n'est significativement différent de Zéro, alors que la partie centrale est bien significative. Ainsi, nous privilégions dans ce cas l'interprétation des paramètres du régime central. On retrouve les signes négatifs pour les coefficients avec des valeurs différentes de celle du modèle linéaire. L'apparition des variations du rendement de ce prix dépend de ce régime central et du seuil de la fonction de transition comme l'illustre la figure suivante :

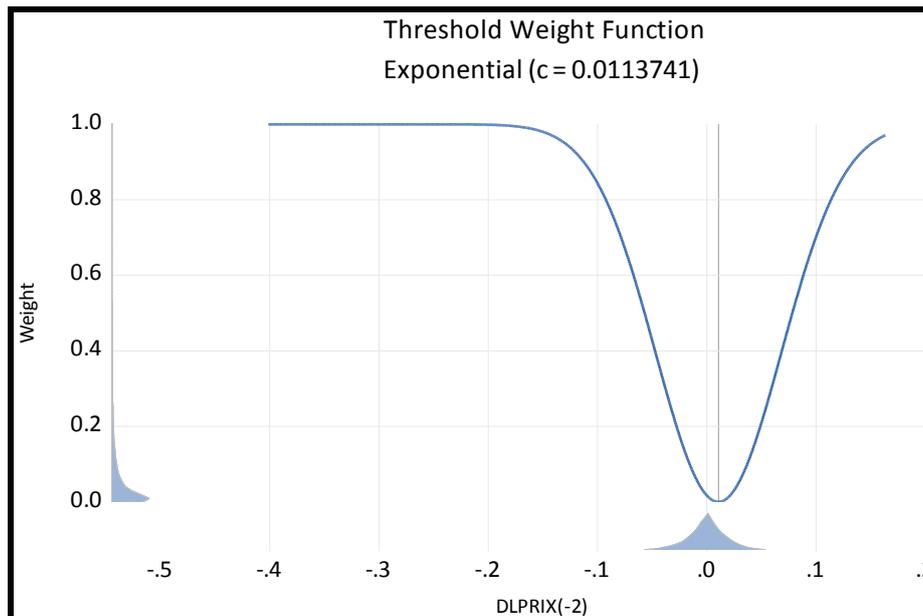


Figure 37 : la fonction de transition Exponentiel de lissage estimée.

Après l'estimation, on s'intéresse aux tests usuelles pour voir si cette régression à améliorer notre modèle linéaire. On remarque tout d'abord que la somme carrée résiduelle à diminuer par rapport notre modèle linéaire mais on est toujours en présence de non normalité, de l'autocorrélation et d'hétéroscédasticité dans nos résidus (annexe 3.7).

• **Test de linéarité.**

Le test de linéarité proposé par Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1988)¹⁰⁸ repose sur le développement de Taylor de la fonction de transition. Il teste l'hypothèse nulle de linéarité contre l'hypothèse alternative d'un modèle STAR.

SmoothThresholdLinearity Tests			
Test for nonlinearity using DLPRIX(-2) as the threshold variable			
Taylor series alternatives: $b_0 + b_1*s [+ b_2*s^2 + b_3*s^3 + b_4*s^4]$			
Linearity Tests			
NullHypothesis	F-statistic	d.f.	p-value
H04: $b_1=b_2=b_3=b_4=0$	5.789072	(12, 9540)	0.0000
H03: $b_1=b_2=b_3=0$	6.195804	(9, 9543)	0.0000
H02: $b_1=b_2=0$	5.207790	(6, 9546)	0.0000
H01: $b_1=0$	6.764171	(3, 9549)	0.0001

Tableau 26 : Résultats du test de linéarité (Journalier).

¹⁰⁸ Pour le fonctionnement de ce test voir « Luukkonen R., Saikkonen P. et Teräsvirta T. (1988a), "TestingLinearity Against Smooth Transition AutoregressiveModels", Biometrika, Vol. 75, n°3, pp.491-499 ».

Les résultats de ce test montrent le rejet des quatre hypothèses. Le modèle linéaire est rejeté en faveur d'un modèle STAR. Certes, l'hypothèse de linéarité a été fortement rejetée, mais comme le souligne Luukkonen et Teräsvirta (1991), ces résultats n'expulse pas la possibilité de la présence de d'autres forme de non-linéarité. En effet, ce rejet peut être attribué à d'autres formes non-linéaire telles que l'excès de volatilité ou à la présence de points aberrants qui risquent d'affecter les résultats des tests standards (Van Dijk, Franses et Lucas (1999)).

***Choix entre LSTAR et ESTAR :**

Pour faire le choix entre les modèles LSTAR et ESTAR, il existe plusieurs tests basés sur la comparaison des régressions auxiliaires associées aux tests de linéarité contre LSTAR et ESTAR. Le test séquentiel de Terasvirta¹⁰⁹ va permettre de choisir entre ces deux types de fonctions de transitions. Le choix entre ces modèles se fait en testant les hypothèses suivantes après avoir appliqué le développement de Taylor :

$$\left\{ \begin{array}{l} H03 : b3 = 0 \\ H02 : b2 = 0 / b3 = 0 \\ H01 : b1 = 0 / b3 = b2 = 0 \end{array} \right.$$

Si l'hypothèse H_{02} est rejetée plus fortement que H_{03} et H_{01} alors le vrai modèle est un ESTAR. Cependant, lorsque H_{01} et H_{03} sont plus fortement rejetées que H_{02} , le modèle LSTAR sera retenu.

TerasvirtaSequential Tests			
NullHypothesis	F-statistic	d.f.	p-value
H3: $b3=0$	8.148432	(3, 9543)	0.0000
H2: $b2=0 b3=0$	3.645787	(3, 9546)	0.0121
H1: $b1=0 b2=b3=0$	6.764171	(3, 9549)	0.0001

Tableau 27 : Choix entre modèle LSTAR et ESTAR (Journalier).

D'après les résultats de ce test, la fonction de transition logistique semble être plus appropriée pour reproduire l'ajustement du prix de pétrole. Enfin, il faut souligner l'existence de d'autres tests de linéarité et de choix entre les fonctions de transitions.

Pour résumer, l'application de ces tests à la série de rentabilités boursière du prix de pétrole Brent futures, pour la variable de transition ainsi retenue (y_{t-2}) a montré que la fonction de transition est de type logistique et a mis en évidence la supériorité du processus LSTAR par rapport au modèle linéaire pour reproduire la dynamique des rentabilités de ce prix.

¹⁰⁹Terasvirta T. (1994), "Specification, Estimation and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive

1.2.3 Modèles à changement Markovien.

Une première piste permettant d'améliorer la modélisation des séries est l'introduction d'une variable d'état. Celle-ci autorise les séries à appartenir à plusieurs états et à en changer de manière stochastique. Pour modéliser ces possibilités de saut d'un état à un autre, on utilise classiquement les Chaînes de Markov. La principale hypothèse sous-jacente à l'utilisation de ces objets mathématiques est la propriété de Markov. Hamilton (1989) montre que l'on peut aussi chercher à modéliser le processus de la série comme un processus à changement de régime markovien. Le régime à la date t est déterminé par une variable inobservable. On suppose que cette variable est générée par un processus de Markov d'ordre 1 (noté St). St prend 2 états possibles : 1 et 2.

Ce type de modélisation est utilisé pour remédier aux phénomènes tels que les cycles expansionnistes et récessifs. Les cycles financiers où les marchés boursiers sont animés par des phases haussières et baissières sont un très bon exemple une fois qu'on a montré que ces dynamiques cycliques irrégulières échappent aux modèles linéaires car ces cycles sont persistants et de durées diverses. La modélisation autorégressive a montré des limites pour expliquer la dynamique des cours boursier en général car ces dynamiques impliquent des distributions multimodales et l'hypothèse Gaussienne ne suffit pas.

On pose qu'une variable cachée déterminait l'état du processus observé par exemple : le sentiment du marché (pessimiste / optimiste). À partir De là, on dresse une séquence aléatoire $\{Y_t\}$ dépendant d'un processus sous-jacent St . St est aléatoire et représente l'état de la nature en t .

St est caractérisé par un nombre fini d'états de la nature On notera S l'ensemble dénombrable des états de la nature. On notera $i \in S$ un état particulier de la nature. Le processus St est généralement inobservé. Il s'agit donc d'une variable latente (voir Quandt , 1958). La problématique consiste à déterminer comment inférer St à partir de y_t ?

Goldfeld et Quandt (1973) proposent de modéliser S_t par une chaîne de Markov d'ordre k : On suppose l'ensemble des états de la nature S dénombrable. La probabilité d'être dans un état i à la période suivante dépend de l'état présent et des $k - 1$ états.

En s'inspirant de Hamilton (1989) où nous avons présenté le modèle dans le deuxième chapitre, on va estimer un modèle à changement de régimes markovien, à deux états et

avec une spécification autorégressive d'ordre 3, de la série des rendements journaliers du prix de pétrole. Le tableau suivant regroupe les coefficients estimés de ce modèle :

Variable	Coefficient
Régime 1	
DLPRIX(-1)	-0.619659*** (0.046537)
DLPRIX(-2)	-0.781261*** (0.058103)
DLPRIX(-3)	-1.083303*** (0.054199)
Régime 2	
DLPRIX(-1)	0.038742*** (0.010710)
DLPRIX(-2)	0.017321 (0.010938)
DLPRIX(-3)	0.058015*** (0.011050)
Common	
C	6.43*10 ⁻⁶ (0.000224)

Tableau 28 : Estimation du modèle à changement de régime Markovien(Journalier).

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Au regard de ce tableau, on constate l'existence des changements de régimes : un état optimiste ou de stabilité à moyenne positive et un autre pessimiste ou de crise à moyenne négative. Les coefficients des deux régimes sont significatifs sauf le deuxième rendement retardé du deuxième régime.

L'état optimiste peut s'interpréter par des facteurs favorables au marché comme un accroissement de la demande qui peut être le reflet d'une croissance économique positif pour les pays ou une situation géopolitique stable.

Le modèle s'écrit :

$$\begin{cases} \widehat{Dl_{prix}} = -0.6196 * DLPRIX(-1) - 0.7812 * DLPRIX(-2) - 1.0833 * DLPRIX(-3) + 6.4341 * 10^{-6} \\ \widehat{Dl_{prix}} = 0.0387 * DLPRIX(-1) + 0.0173 * DLPRIX(-2) + 0.0580 * DLPRIX(-3) + 6.4341 * 10^{-6} \end{cases}$$

Les tests de Jarque-Bera et Ljung-Box sur les résidus du modèle à changement de régimes de Markov dévoilent le rejet de l'hypothèse de la normalité et toujours la présence de l'autocorrélation. D'un autre côté, la variance des erreurs n'est pas constante, on est en

présence d'hétéroscédasticité (Annexe3.8). On s'intéresse ensuite aux probabilités de transition entre ces régimes :

$P(i, k) = P(s(t) = k \mid s(t-1) = i)$ (row = i / column = j)			
		1	2
All periods	1	0.145095	0.854905
	2	0.054054	0.945946

Tableau 29 : Probabilités de transition entre les régimes (Journalier).

Les résultats de cette régression dévoilent que: la probabilité de passer du régime 1 en t-1 au régime 2 en t est estimée à 85.49%. La probabilité de passer du régime 2 en t-1 au régime 1 en t est estimée à 5.40%. Dans ce cas-là, on remarque selon les résultats de probabilités de transition qu'il y'a plus de chance de rester dans un état positif, ensuite de passer d'un régime pessimiste à un régime optimiste, puis de garder l'état négatif et enfin de céder le régime optimiste à celui de pessimiste.

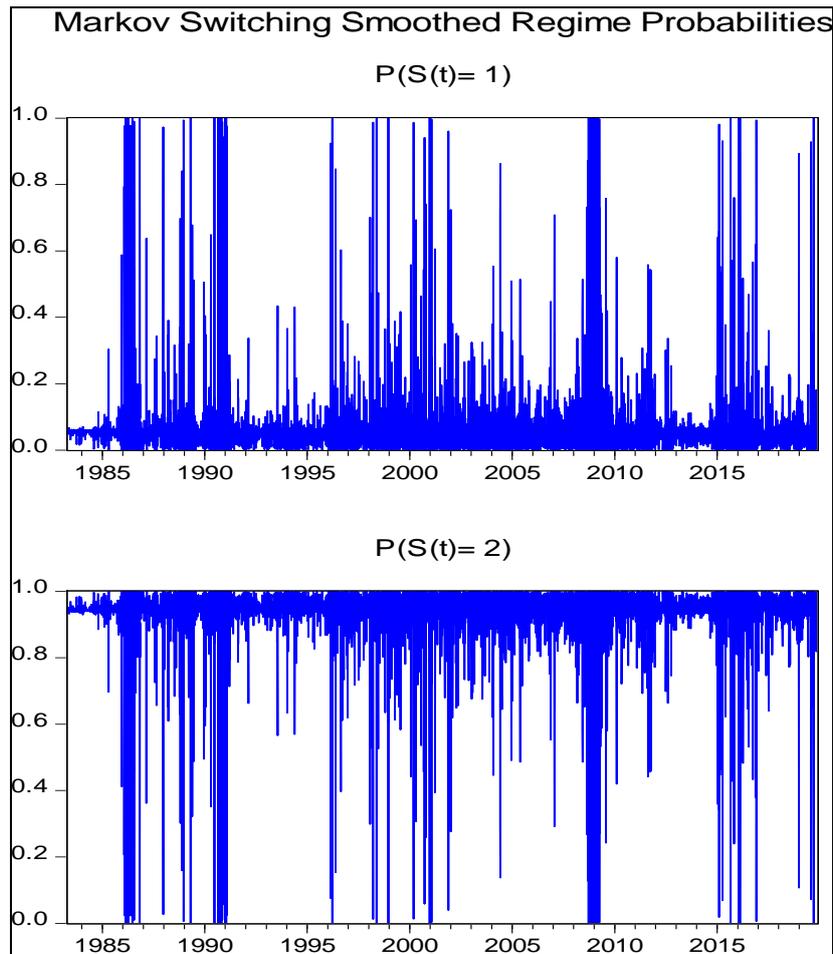


Figure 38 : les changements de probabilité entre les régimes du modèle Markov.

La figure ci-dessus représente les changements de probabilité entre deux régimes. Nous pouvons constater les changements de régimes dans les périodes de forte volatilité. On retrouve les dates de crises :

- ❖ En 1986, pour le contre choc pétrolier.
- ❖ En 1991, la guerre du Golf.
- ❖ En 2008, la crise financière.
- ❖ En 2014, l'offre excessive due à la production Américaine du pétrole de schiste.

D'après les résultats de cette régression, le modèle de Markov Switching est donc plus approprié pour estimer l'évolution des rendements du prix de pétrole qu'un modèle linéaire. En plus d'avoir une somme des carrés des résidus plus petite, on retrouve toutes les périodes de crises décrites dans le premier chapitre. L'utilisation d'une variable de transition inobservable a pu détecter les cycles des régimes positifs et négatifs, mais ça reste insuffisant. Bien qu'il existe des intervalles où la détermination de la variable provoquant le changement

est difficile à trouver et dans ce cas-là on utilise une variable de transition inobservable, il y'en a bien d'autres ou la théorie économique explique parfaitement l'origine d'un tel renversement. Le paragraphe suivant a pour but de s'intéresser à ce mécanisme de transition.

1.2.4 Le mécanisme de transition :

Après avoir estimé les différents modèles à changement de régime, les résultats obtenus montre une amélioration en termes de respect d'hypothèses et de diminution des sommes des carrés résiduelles. Néanmoins pour ces modèles, on a posé dès le départ le type de variable de transition (observable ou non) et nous avons considérés que la transition était brutale ou lisse pour toute notre période. Alors que selon les caractéristiques du prix de pétrole la source de provocation d'un changement structurelle peut être observable sur une période sans qu'elle soit pour une autre. Tout comme la transition, on peut assister un changement brutal et lisse dans le même échantillon. À partir De là, et dans le but de répondre à notre problématique, on essayera de construire un modèle qui peut prendre en considération tous ces points. La construction de ce modèle s'inspire du modèle NeTAR. Ce dernier a la particularité de pouvoir accepter plusieurs variables de transitions au lieu d'une seul avec un changement brutale entre les régimes. L'idée c'est de mettre en place un modèle que nous appelons : Ne.ST/TAR pour **Nested. Smooth Transition/ Threshold Auto Regressive** et qui tolère en plus d'un changement brutal, une transition lisse.

La formule générale de ce modèle sera :

$$= \begin{cases} \sum_{j=1}^p \beta_{1j} y_{t-j} + \sum_{i=0}^p \gamma_{1i} z_t + \varepsilon_{1t} & \text{si } y_{t-d} \leq s_1 \quad \text{et} \quad x_{t-e} \leq s_2 \\ \sum_{j=1}^p \beta_{2j} y_{t-j} + \sum_{i=0}^p \gamma_{2i} z_t + \varepsilon_{2t} & \text{si } y_{t-d} > s_1 \quad \text{et} \quad x_{t-e} \leq s_2 \\ \left(\sum_{j=1}^p \beta_{3j} y_{t-j} \right) [1 - F(S_t; s, \gamma)] + \left(\sum_{j=1}^p \beta_{3j} y_{t-j} \right) F(S_t; s, \gamma) + \varepsilon_{3t} & \text{si } x_{t-e} > s_2 \end{cases}$$

$F(S_t; s, \gamma)$ est la fonction de transition bornée entre zéro et un.

x_{t-e} : est une variable exogène qui peut être retardé. e : le retard a définir si nécessaire.

z_t : ensemble des variables endogènes retardées et exogènes (retardées ou non).

L'estimation de ce modèle suit la même procédure qu'un modèle TAR concernant la sélection de la régression autorégressive décrite auparavant et le choix de la variable de transition et la détermination du seuil. Une fois le modèle TAR estimé et nos deux régimes sont départagés grâce à notre seuil s_i , on procèdera à la sélection de notre mécanisme et variable de transition pour chaque état de cette régression. Le modèle NeTAR permet juste des transitions brutales alors que l'apport de ce modèle c'est de permettre une transition lisse si elle est mieux adaptée. Le départage entre ces modèles reposent sur le critère AIC, les résultats des tests usuels et la valeur de la somme carrée résiduelle.

Les résultats de cette régression sont présentés dans le tableau suivant: (écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

	DTXC<0		DTXC>=0	
	Régime 1 :	Régime 2 :	Threshold Variables (linear part)	Threshold Variables (nonlinear part)
	DLPRIX(-2) < -0.0180 702 obs	-0.0180 <= DLPRIX(-2) 3982 obs		
Variables	Coefficients			
DLPRIX(-1)	-0.154741*** (0.028040)	-0.002395 (0.01650)	0.098743*** (0.028830)	-0.276524*** (0.071352)
DLPRIX(-2)	-0.092353*** (0.021455)	0.011013 *** (0.021509)	0.044404 (0.041988)	-0.261836*** (0.098466)
DLPRIX(-3)	-0.128857*** (0.030026)	-0.044311** (0.017283)	0.193237*** (0.052013)	-0.447439*** (0.110266)
SCR	5,044633			

Tableau 30 : Estimation Ne.ST/TAR (Journalier).

Les résultats de cette régression montrent la présence d'un changement brutale provoqué par le rendement du taux de change.

Lorsque notre taux de change diminue d'un jour au suivant, une deuxième spécification va être délimitée par un seuil de -0.018 calculé à partir du rendement retardé $-(-2)$ du prix de pétrole. Cette estimation donne naissance à deux états ou le rendement du prix de pétrole dépend de ces trois retards avec des signes négatifs lorsqu'on assiste à une diminution du prix

de pétrole de j-3 à j-2. En cas d'augmentation, le deuxième et le troisième coefficient sont les seuls significatifs.

L'autre spécification prend place lorsque notre rendement du taux de change est positif, dans ce cas et après plusieurs estimation, on est en présence d'un modèle de type ESTAR (c'est la fonction et le mécanisme de transition qui représente le mieux cet état) et le dernier rendement du prix de pétrole (dlprix(-1)) comme variable de transition.

Notre modèle s'écrit :

$$\widehat{Dl_{prix}} = -0.154 * DLPRIX(-1) - 0.092 * DLPRIX(-2) - 0.128 * DLPRIX(-3) + 0.0011.$$

Si DLPRIX(-2) < -0.0180 et si DTXC < 0

$$\widehat{Dl_{prix}} = -0.002 * DLPRIX(-1) + 0.011 * DLPRIX(-2) - 0.044 * DLPRIX(-3) + 0.0011.$$

Si DLPRIX(-2) ≥ -0.0180 et DTXC < 0

$$\widehat{Dl_{prix}} = -0.0987 * DLPRIX(-1) + 0.0444 * DLPRIX(-2) + 0.1932 * DLPRIX(-3) + (-0.2765 * DLPRIX(-1) - 0.2618 * DLPRIX(-2) - 0.4474 * DLPRIX(-3)) * (1 - \exp(44.4971 * (DLPRIX(-1) + 0.0969)^2)).$$

SI DTXC ≥ 0

L'interprétation économique de ces résultats montre la capacité du taux de change Dollar/Euro à provoquer un changement structurel au niveau des rendements du prix de pétrole. Un rendement de ce taux négatif signifie que la demande sur cette monnaie baisse. Sa relation opposée avec le prix du pétrole veut dire que le prix est en train d'augmenter. De la apparaît la deuxième spécification définie par un seuil de -0.018 appartenant au rendement retardé (-2) du prix de pétrole où se départage deux états distincts dans l'apparition du notre prix. D'un autre côté et lorsque ce rendement du taux change est positif impliquant une diminution du prix de pétrole, une transition douce s'effectue entre nos deux régimes. Cette transition lisse exprime d'une façon meilleure les variations de notre rendement lorsqu'on est en présence d'une croissance du taux de change et peut être expliquée par la théorie économique qui annonce qu'une baisse du prix du pétrole a des effets beaucoup plus faibles sur l'ensemble de l'activité économique d'où ce type de mécanisme.

Enfin, ce modèle a pu améliorer notre régression en respectant mieux les hypothèses statistiques et en minimisant le critère AIC ainsi que la somme carrée résiduelle (Annexe 3.9). À partir De là, on peut appuyer notre intuition et renoncer à l'hypothèse d'un seul mécanisme de transition, alors qu'au contraire il faut mixer ces instruments pour mieux cerner les variations de la variable endogène.

L'évolution journalière du prix du pétrole au cours des dix dernières années se caractérise à la fois par de grandes variations et par une forte volatilité. Après avoir construit le modèle autorégressif linéaire du prix de pétrole Brent Futures, on a constaté différentes anomalies statistiques dans cette modélisation. Dans le but d'améliorer cette relation, plusieurs pistes étaient possibles. La présence de dates de ruptures et non linéarité du modèle de départ a favorisé la manipulation de ces données par le biais des modèles à changement de régime. Les différents régressions ont à eux amélioré la qualité de la régression sans autant qu'un modèle ne se démarque flagrant mais en parallèle plusieurs aspects économiques étaient captés par ces types de modèle comme les périodes de crises, la relation avec le taux de change, les seuils provoquant les changements...Etc. Ensuite et dans le but de répondre à notre deuxième partie de la problématique, nous avons intéressé de près aux différents types de mécanismes et variables de transitions. Pour savoir si on devait adapter notre mécanisme de transition, on a tenté de construire un nouveau modèle qu'on a appelé Ne.ST/TAR. Ce modèle a le pouvoir d'ajuster les transitions entre les régimes en mixant un mécanisme brutal avec un mécanisme lisse. Les résultats de cette régression ont montré une amélioration net d'ajustement et de représentation des différents états du rendement de prix du pétrole.

Dans le paragraphe suivant, et dans le but d'approfondir encore plus notre recherche, on s'intéresse au prix du pétrole mais cette fois ci avec une fréquence mensuelle où on retrouvera d'autres variables rentrant dans l'apparition de ce prix et qui peuvent provoquer un changement structurel. Cet échantillon mensuel sera traité avec la même procédure que l'échantillon journalier.

2. Etude mensuelle du prix de pétrole Brent.

Pour approfondir notre recherche et afin de comprendre les fluctuations du ce prix du pétrole, nous s'intéressons de près aux facteurs influençant les variations de ce prix présenté lors du premier chapitre. Etant donné que la fréquence journalière n'est pas disponible pour la production et de la consommation mondiale du pétrole, ce paragraphe a pour but de prendre en considération ces facteurs. Pour rappel la période de l'échantillon mensuelle est différente à celle de la période journalière car les deux études sont indépendantes, et notre problématique s'intéresse à l'application des modèles à changement de régime, ainsi que le type de la transition.

Avant de tenter dans le paragraphe suivant de prouver la défaillance d'une modélisation linéaire du prix de pétrole, rappelons quelques arguments économiques pour justifier les causes et évaluer les conséquences des chocs pétroliers. La figure suivante montre les variations de ce prix :



Figure 39 : Evolution Mensuelle du prix de pétrole Brent Futures en \$.

Après l'effondrement des prix en 1987, la consommation du pétrole ralentit ainsi que la production hors moyen orient ont pour cause des coûts d'exploitations plus élevés. Dans ces circonstances que notre échantillon débute. En 1990, le conflit entre le Koweït et l'Iraq conduit le prix du pétrole vers le haut et cela malgré la compensation de l'offre du pétrole de ces pays par les pays de l'OPEP et le Venezuela. La crise financière asiatique a mis fin à la hausse des prix vers 1997. En mars 1999, après qu'un accord de réduction de production conclu entre les pays de l'OPEP, la Russie et d'autres, les prix ont retrouvé leur tendance haussière. Depuis et pendant les années 2000, le cours du pétrole a connu un niveau historique

très élevé. La raison principale de cette croissance est le dynamisme de l'économie chinoise, l'émergence de pays nouvellement industrialisés et une amélioration des conditions économiques dans certaines régions du monde. Entre 2008 et 2009 ; et après que le prix de pétrole est arrivé au sommet, la crise financière provoque une chute sans précédente de ce cours. La réaction de l'OPEP en réduisant la production a relancé ce prix pour être entre 100 et 120\$ pour la période 2012-2014. Depuis 2014, La production du pétrole a augmenté d'une façon significative depuis l'extraction du gaz de schiste. Cette production excessive de l'Or noir a entraîné une chute libre des prix. Par contre il a fallu encore une fois que l'OPEP et quelques pays non-OPEP comme la Russie et le Mexique annonçant une réduction de sa production pour équilibrer le marché ou obtenir peut-être une légère surproduction. En 2018, On remarque que la demande et l'offre sont plutôt équilibrées. Cette production peut se voir à la baisse. Effectivement depuis la chute du prix du pétrole fin 2014, il y'a eu une très forte baisse des investissements des compagnies pétrolières à partir de 2015, qui s'est poursuivie en 2016 et 2017. Côte consommation, nous observons un ralentissement de la demande, en cause principale, la croissance des pays qui s'y est affaiblie.

Cette exposition historique montre les changements que le prix du pétrole à connu et le rôle de l'OPEP à provoquer ces variations. Dans le but de capter ces variations, on réalisera une étude mensuelle sur le prix du pétrole Brent Futures.

Suivant la même procédure du premier paragraphe ou une étude journalière a été effectuée, on introduira cette application par une approche linéaire du prix de pétrole en fonction des différentes variables. Comme pour tout marché physique, l'offre et la demande jouent un rôle très important dans la fixation de prix et restent la source principale des différents chocs qu'on peut apercevoir. Pour notre échantillon mensuel, nous disposons des variables suivantes :

- Le prix du pétrole Brent futures (Prix),
- La production mondiale du pétrole
- La consommation mondiale du pétrole destinés aux secteurs : commercial, l'électricité et industrielle ajustée a la consommation annuel.
- Le taux de change Dollar/ Euros (Txc).

Ensuite, nous appliquons les différents modèles à changement de régime et enfin on testera l'efficacité de notre Modèle Ne.ST/TAR (permet l'adaptation de la transition) à capter les variations de ce prix ainsi qu'améliorer notre modèle.

2.1 Régression linéaire mensuelle.

Comme toutes les matières premières, le prix du pétrole est volatil. Cette volatilité est plus importante dans l'échantillon mensuel¹¹⁰. Mais il est particulièrement touché par des épisodes de forte hausse ou baisse liés à la situation géopolitique et aux décisions de l'Organisation des pays exportateurs de pétrole.

L'apparition du prix de pétrole dépend de plusieurs facteurs. Pour essayer d'expliquer les variations de ce prix, on entamera tout d'abord une modélisation linéaire sur toute notre période mensuelle. Grâce aux résultats de cette estimation et les différents types de tests appliqués, on décidera de la procédure à suivre pour améliorer ce modèle si nécessaire. Il faut rappeler que l'influence de la spéculation et des facteurs géopolitiques sur le prix, cités dans le premier chapitre, serait supposée comme une augmentation ou une diminution de l'offre et/ou la demande du pétrole. Concernant nos variables explicatives et lors du premier chapitre, on a conclu à la présence d'une racine unitaire dans nos chroniques. Pour cela, et après les avoir passé aux logarithmes nos série on applique une différence première pour les processus DS. Après plusieurs simulations, il s'avère que les régresseurs sélectionnés dans ce cadre linéaire sont présentés dans la sortie suivante :

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Variable	Coefficient
DLPRIX(-1)	0.191766*** (0.052733)
DLPRIX(-2)	-0.007154 (0.054096)
DLPRIX(-3)	-0.011171 (0.054515)
DLPRIX(-4)	-0.127886** (0.053296)
DLCONS_SA	0.609603*** (0.229254)
DLPROD_SA	-1.091777*** (0.405339)
DTXC	-0.761800*** (0.200319)
C	0.003380 (0.004814)
SCR	2.6444

Tableau 31 : Résultats de la régression du modèle linéaire autorégressive mensuelle.

¹¹⁰ Par rapport à notre échantillon journalier.

Avec comme variables stationnaires :

DLPRIX: La différence du logarithme du prix de pétrole.

DLCONS_SA: La différence du logarithme de la consommation du pétrole désaisonnalisé.

DLPROD_SA: La différence du logarithme de production du pétrole désaisonnalisé.

DTXC: La différence du taux de change.

Ces résultats montrent que les rendements du prix de pétrole dépendent de la variation de la consommation de la production et du taux de change. La variance expliquée ne représente que 9% de la variance totale (annexe 4.1).

Le rendement du dernier mois agit positivement sur la variation des rendements du prix de pétrole. Concernant la production son effet attendu est retrouvé dans les résultats de cette régression. En effet une augmentation de la production provoquera une chute du prix. C'est le même constat pour la consommation qui est adéquat avec la théorie économique, une demande croissante amène a une remontée du prix.

Enfin, on reste prudent sur l'interprétation de la variation du taux de change Dollar / Euro pour la simple raison que les travaux antécédents ont montrés qu'on pouvait avoir un effet positif aussi bien que négatif selon la période. Pour notre échantillon le taux de change agit puissamment dans la détermination du prix de pétrole.

La relation s'écrit :

$$\widehat{D\text{IPRIX}} = 0.1917 * DLPRIX(-1) - 0.0071 * DLPRIX(-2) - 0.0111 * DLPRIX(-3) - 0.12788 * DLPRIX(-4) + 0.6096 * DLCONS_SA - 1.0917 * DLPROD_SA - 0.7618 * DTXC + 0.0033.$$

Les résultats de cette régression dévoilent que l'hypothèse de normalité est rejetée puisque la statistique de Jarque-Bera est largement supérieure aux valeurs critiques. Nous retenons aussi le caractère leptokurtique montrant que les queues de leurs distributions sont plus épaisses que celles de la loi normale. En outre, la statistique de Skewness calculée est négative et significativement différente de zéro, indiquant que la distribution est a priori asymétrique. Le test BDS confirme que les résidus ne sont pas indépendants et identiquement distribués (annexe 4.1).

Pour examiner si la structure linéaire est bien spécifiée, on procède à un test de Reset de Ramsy. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

Ramsey RESET Test
Equation: UNTITLED
Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO-4) DLCONS_SA DLPROD_SA DTXC
C
Omitted Variables: Powers of fitted values

	Value	df	Probability
F-statistic	5.433249	(5, 330)	0.0001
Likelihood ratio	27.13428	5	0.0001

Tableau 32 : Test de linéarité RESET.

Nous constatons sur ce tableau que les p-values associées à la F-stat et Log likelihood ratios sont inférieures à 5%. Nous rejetons l'hypothèse nulle, notre modèle linéaire est mal spécifié. On s'intéresse de près aux tests relatifs à la stabilité des paramètres, Le test de stabilité de CUSUM, qui est fondé sur la dynamique de l'erreur de prévision, permet de détecter les instabilités structurelles des équations de régression au cours du temps c'est à dire d'étudier la stabilité du modèle. En fait, l'idée générale de ce test est d'étudier l'évolution au cours du temps de l'erreur de prévision normalisée, et on appelle résidu récursif cette succession d'erreur de prévision calculée en $t-1$ et t . comme les résultats suivants le dévoilent :

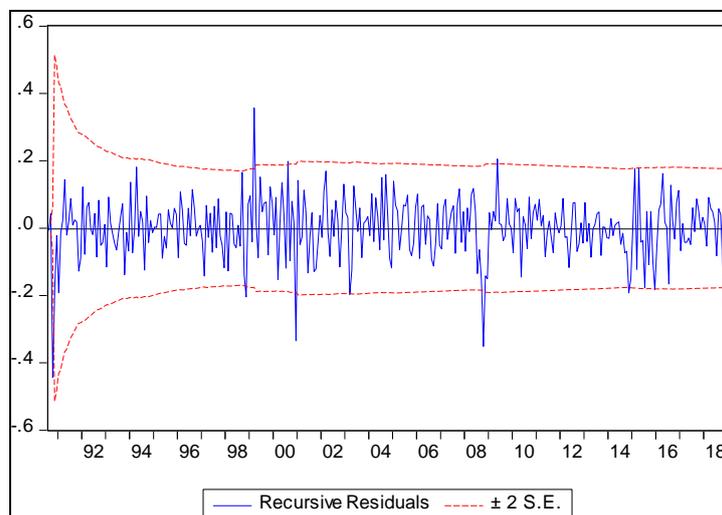


Figure 40 : Les résidus Récursifs de la régression linéaire.

Comme les résidus récursifs sortent de la bande des écart-types des erreurs on peut supposer une certaine instabilité dans les paramètres de l'équation.

Concernant la stabilité des paramètres pour les tests CUSUM dans le graphe suivant :

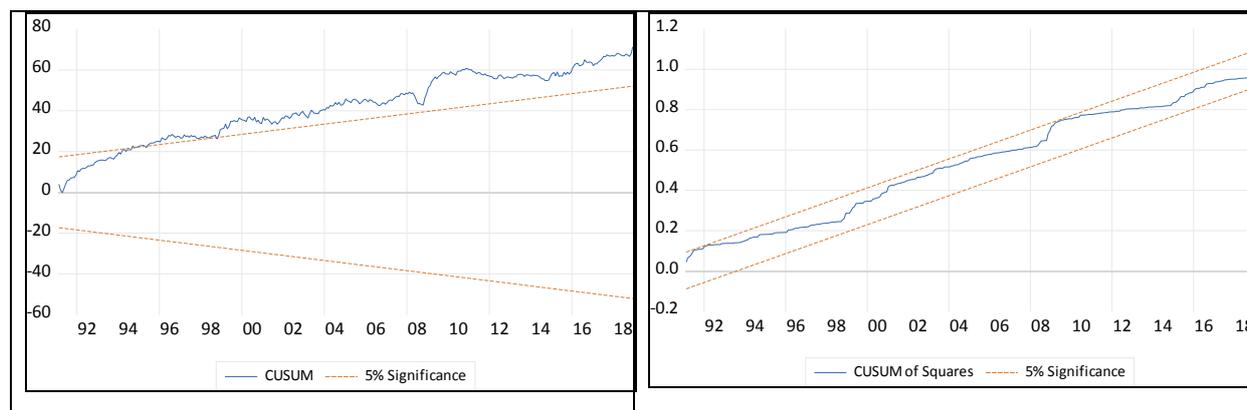


Figure 41 : Tests de stabilité Cusum et Cusum aux carrés

Les CUSUM et CUSUM Squares évoluent respectivement à l'extérieur (sauf entre 1992 et 1996) et à l'intérieur de l'intervalle de confiance. Ainsi, nous concluons en faveur de présence d'un changement structurel.

Tout comme l'échantillon journalier, les tests de dates ruptures peuvent nous mener vers des structures non linéaires s'ils s'avèrent une présence de ces dates. Les résultats de ces tests pourront nous aider pour s'orienter vers la large famille des modèles à changement de régime. Pour cela, on applique différents tests :

Multiple breakpoint tests			
Bai-Perron tests of L+1 vs. L sequentially determined breaks			
Sequential F-statistic determined breaks:			1
Break Test	F-statistic	Scaled F-statistic	Critical Value**
0 vs. 1 *	3.191257	25.53006	23.70
1 vs. 2	3.164543	25.31634	25.75
* Significant at the 0.05 level.			
** Bai-Perron (Econometric Journal, 2003) critical values.			
Break dates:			
1	Sequential 2008M02	Repartition 2008M02	

Tableau 33 : Test de dates de ruptures Multiples (régression données mensuelles).

Comme le montre le résultat de ce test, on est en présence d'une date correspondante à la crise financière de 2008 où le marché pétrolier était touché. À partir De là, on peut poser qu'un changement structurel était détecté.

Enfin et pour résumer, les résultats de cette régression montrent clairement que la modélisation linéaire est insuffisante pour expliquer les variations des rendements du prix de pétrole. Les tests réalisés sur les résidus de cette régression affirment la présence de l'autocorrélation, de l'hétéroscédasticité et la non normalité. Le caractère asymétrique et ce rejet de la normalité, qui risquent d'échapper aux techniques de modélisation linéaire, peuvent être des signes de non-linéarités. La présence d'une instabilité des paramètres et des dates de ruptures peuvent appuyer ces conclusions. Dès lors, il serait intéressant de corriger les notions de la non-linéarité en mobilisant des méthodologies plus robustes. Parmi les nombreux processus non-linéaires, nous utilisons la classe des modèles à changement de régime pour reproduire les dynamiques du prix de pétrole. Ce choix tient essentiellement à la capacité de ces processus de reproduire l'asymétrie et décrire les variations subites par la présence des facteurs exogènes.

2.2 Modèles à changement de régime.

Dès lors que l'on admet la non linéarité du prix de pétrole, plusieurs explications sont possibles : Soit nous pensons que la relation produite par deux des variables non linéaires est linéaire, soit nous pensons que la relation elle-même est non linéaire. Sur la seconde voie, nous poursuivons notre analyse, sachant que plusieurs auteurs ont démontré la non-linéarité de l'évolution des prix du pétrole (chapitre 1). En effet, l'hypothèse selon laquelle les expansions et les récessions ne sont causées que par des facteurs directs est inappropriée. Les contraintes de la production, la politique énergétique des pays, la spéculation ainsi que l'implication des facteurs géopolitiques peuvent affecter différemment ce prix. Le fait d'ignorer les non-linéarités implique l'obtention de prévisions erronées. Afin d'illustrer la non linéarité de la relation, on fait appel à la large famille des modèles à changement de régime.

Comme première étape, on posera que cette variable de transition est observable. Dans ce cas-là on se dirige vers les modèles à seuils qui semblent appropriées à notre chronique pour identifier les effets du pétrole par régime, tout en tenant compte des ruptures structurelles et de l'asymétrie des données. En effet, la particularité de ces modèles qu'ils décrivent des relations qui sont linéaires par régime mais non linéaires sur toute la période dans lesquelles la transmission va être soit brutale, soit lisse.

Pour chaque spéciation, le modèle est sélectionné et comparé avec le modèle linéaire, nous poserons en deuxième étape que la variable de transition est inobservable, supposée stochastique. Nous faisons appel dans ce cas aux modèles à changement de régime Markoviens. Ces modèles ont la capacité de contenir les effets optimistes et pessimistes remarqué sur la chronique.

Enfin, nous testons l'efficacité de notre Modèle Ne.ST/TAR pour répondre à notre problématique concernant le mécanisme de transition.

2.2.1 Modèles à seuils.

Comme c'était déjà évoqué, nous retrouvons dans les modèles à seuils avec une variable de transition observable deux types de mécanismes de transition « brutale et souple ». Selon les besoins et la spécification du modèle, nous disposons de plusieurs variables susceptibles d'être à l'origine d'un changement structural dans notre chronique. Nous avons tout d'abord, la consommation et la production mondiale du pétrole. Ces deux variables représentent le marché physique et expliquent une grande partie de notre prix. Ensuite, le taux de change Dollar/ Euro qui peut jouer à un certain niveau le rôle de la variable de transition et enfin les variables endogènes retardées qui peuvent être la source d'un tel changement.

En plus de toutes ces variables et dans le but de prendre en considération les deux facteurs directs à la fois, la variable « Ratio » a été créée. Cette variable est le rapport entre la production et la consommation du pétrole. Sa valeur est strictement positive. Ainsi Plus la valeur de cet indice est supérieure à 1, plus la production sera plus importante que la consommation et nous s'attendons à une décroissance du prix. A l'inverse, Plus la valeur de ce Ratio est proche de 0 plus la demande est plus importante que l'offre et une croissance de prix est attendu.

Comme pour l'étude journalière, nous privilégions les modélisations à transition brutale représenté par les modèles TAR, SETAR et NETAR, et les modèles LSTAR et ESTAR pour la transition Lisse.

2.1.1.1 Modèles à transition brutale.

Le choix de ce type de modèle revient à poser que la transition entre les régimes se fait d'une façon brutale. Dans ce cas, on va construire trois types de modèles avec une telle transition qui sont : TAR, SETAR et NeTAR où on essaiera de comparer entre les résultats de ces régressions.

Après avoir sélectionné les régresseurs pour expliquer les variations du prix de pétrole on procède à l'estimation de notre modèle à seuil avec une transition brutale. Pour choisir les variables explicatives et les p retards de l'endogène du modèle à seuil, on se base sur le modèle linéaire. Ensuite, les régresseurs sont sélectionnés sur la base de critères d'information (AIC, BIC, Hannan) et du test de significativité du retard le plus élevé présent dans la régression.

Pour rappel, l'estimation des modèles à seuil avec transition brutale se fera à partir de la méthodologie de Hansen. Hansen propose d'utiliser la méthode de moindres carrés séquentiels pour estimer notre seuil optimal et il évalue la variance résiduelle du modèle à seuil conditionnellement à cette valeur du seuil. L'estimation du seuil est alors la valeur qui minimise la variance résiduelle.

Les résultats de ces régressions sont présentés dans le tableau suivant :

	TAR		SETAR		NeTAR			
	Régime1 RATIO < 3.052	Régime2 3.052 <= RATIO	Régime1 DLPRIX(-2) < 0.027	Régime2 0.027<= DLPRIX(-2)	Régime1 RATIO<3.052808		Régime2 RATIO ≥ 3.052808	
					Régime1.1 DLPRIX(-2) < 0.03036	Régime1.2 0.03036 <= DLPRIX(-2)	Régime2.1 DLPRIX(-4) < 0.05291577	Régime2.2 0.05291577 <= DLPRIX(-4)
DLPRIX(-1)	0.2603*** (0.0609)	0.0058 (0.0982)	0.2928*** (0.0663)	0.0175 (0.0833)	0.3365*** (0.0788)	0.1044 (0.1024)	-0.0007 (0.1046)	-0.2604 (0.1965)
DLPRIX(-2)	0.1134* (0.0656)	-0.2318** (0.0897)	0.0466 (0.0910)	-0.0225 (0.0951)	0.1004 (0.1088)	0.1658 (0.1279)	-0.2083* (0.1120)	-0.2114* (0.1223)
DLPRIX(-3)	-0.0524 (0.0664)	0.0121 (0.0911)	0.0116 (0.0710)	-0.0915 (0.0819)	-0.0497 (0.0896)	-0.1537 (0.1074)	0.1493 (0.1070)	-0.4122** (0.1784)
DLPRIX(-4)	-0.1664*** (0.0612)	0.0027 (0.0991)	-0.0223 (0.0655)	-0.3255*** (0.0875)	-0.0374 (0.0791)	-0.3820*** (0.1006)	0.0096 (0.1473)	0.2916 (0.1851)
DLCONS_SA	0.5247** (0.2259)		0.5839** (0.2267)		0.3819 (0.2695)		0.9828** (0.4250)	
DLPROD_SA	-0.9699** (0.3982)		-1.0759*** (0.4031)		-0.9197** (0.4661)		-1.1106 (0.7967)	
DTXC	-0.7577*** (0.1958)		-0.7674*** (0.1969)		-0.9029*** (0.2316)		-0.6663* (0.3696)	
C	0.0038 (0.0047)		0.0074 (0.0068)		0.0037 (0.0079)		0.0042 (0.0123)	
SCR	2.493640		2.5114				2,332452	

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Tableau 34 : Tableau de l'estimation des modèles TAR SETAR et NeTAR de la fréquence mensuelle.

Pour le modèle **TAR** et afin d'illustrer la relation entre le prix du pétrole et les différents régresseurs, nous avons choisi comme variable de changement de régime le ratio production/consommation. Cet indice est un indicateur sur les variations en termes d'offre et de demande, étant censé représenter le marché physique pétrolier.

Ce premier modèle estimé présente deux régimes distincts grâce à un seuil de 3.052 de la variable de transition : le ratio production/consommation. Ce modèle explique que les variations du rendement du prix de pétrole lorsque la production est inférieur de 3.05 à la consommation, dépendent de ces quatre retards alors que si l'offre est disponible par rapport la demande de plus de 3.052, notre rendement s'explique juste par son deuxième retard

Le modèle TAR s'écrit :

$$\widehat{DL}_{prix} = 0.2603 * DL_{prix}(-1) + 0.1134 * DL_{prix}(-2) - 0.0524 * DL_{prix}(-3) - 0.1664 * DL_{prix}(-4) + 0.5247 * DL_{CONS_SA} - 0.9699 * DL_{PROD_SA} - 0.7577 * DTXC + 0.0038. \text{ Si } \text{RATIO} < 3.0528$$

$$\widehat{DL}_{prix} = 0.00583 * DL_{prix}(-1) - 0.2318 * DL_{prix}(-2) + 0.0121 * DL_{prix}(-3) + 0.0027 * DL_{prix}(-4) + 0.5247 * DL_{CONS_SA} - 0.9699 * DL_{PROD_SA} - 0.7577 * DTXC + 0.0038. \text{ Si } \text{RATIO} \geq 3.0528$$

La relation économique entre le rendement du prix et la consommation est respectée avec son signe positif, tout comme avec la production avec son signe négatif. En effet, une augmentation de la demande cause une croissance du prix alors qu'une hausse de l'offre provoquera une baisse du prix. . Pour les deux régimes, la variable à expliquer repose sur 0.52 de la différence première du logarithme de la consommation désaisonnalisé, -0.96 de la différence première du logarithme de la production désaisonnalisé et de -0.75 des variations du taux de change.

Une fois qu'on a estimé notre équation, on essayera d'évaluer la qualité de cette spécification selon un certain nombre de tests. À leur tour, les résultats de ces tests influencent la spécification choisie et le processus est répété.

Nous nous intéressons aux tests habituels pour voir si cette régression a pu améliorer notre modèle linéaire. Tout d'abord, nous avons remarqué que par rapport à notre modèle linéaire, la somme résiduelle des carrés est réduite. Ensuite, l'application des tests sur les résidus dévoilent une diminution de la valeur de Jarque-Bera avec toujours le rejet de l'hypothèse de normalité, absence de l'autocorrélation et une admission de l'hypothèse d'homoscédasticité à

un risque de 10%. Le test de Ramsay à son tour montre que l'hypothèse H_0 est acceptée, ce qui signifie que le modèle TAR est devenu bien spécifié (Annexe 4.2)

Pour le deuxième modèle estimé **SETAR**, les résultats dévoilent qu'on est en présence de deux régimes avec comme variable de transition le deuxième retard du rendement du prix de pétrole (-2). Nous avons utilisé ici des critères d'information spécifiques aux modèles de changement de régime afin de choisir le bon ordre de l'AR. Nous avons fixé $d=2$ comme retard de la variable à seuil car après plusieurs estimations nous avons constaté que cela a très peu d'impact sur les estimations et ceci se reporte sur les critères AIC et BIC¹¹¹.

Le modèle s'écrit :

$$\widehat{Dl_{prix}} = 0.2928 * DL_{prix}(-1) + 0.0466 * DL_{prix}(-2) + 0.0116 * DL_{prix}(-3) - 0.0223 * DL_{prix}(-4) + 0.5839 * DL_{CONS_SA} - 1.0759 * DL_{PROD_SA} - 0.7674 * DTXC + 0.0074. \text{ Si } DL_{prix}(-2) < 0.0277$$

$$\widehat{Dl_{prix}} = 0.0175 * DL_{prix}(-1) - 0.0225 * DL_{prix}(-2) - 0.0915 * DL_{prix}(-3) - 0.3255 * DL_{prix}(-4) + 0.5839 * DL_{CONS_SA} - 1.0759 * DL_{PROD_SA} - 0.76741 * DTXC + 0.0074. \text{ Si } DL_{prix}(-2) \geq 0.0277$$

Ces résultats montrent que le rendement du prix de pétrole dépend seulement de son premier retard avec un signe positif lorsque le deuxième retard du rendement du prix de pétrole est strictement inférieur à 0.0277, et seulement de son quatrième retard avec un signe négatif lorsqu'il est supérieur. On peut supposer qu'on est en présence de deux régimes l'un représente les valeurs croissantes et l'autre les valeurs décroissantes.

La théorie économique est toujours respectée pour les signes de la consommation, la production et le taux de change mais avec des valeurs différentes autant pour le modèle linéaire que la modélisation TAR. Cette différence est due au comportement des agents et les décisions qu'ils retiennent lorsqu'ils remarquent que le prix du pétrole a gagné en valeur entre Mois-3 et Mois-2 plus 2.77% qu'est considérée comme une croissance à surveiller. En effet, être importateur ou exportateur de l'Or noir, une telle croissance peut être bénéfique ou peser sur l'économie du pays.

Sur le plan statistique, les résidus de cette régression respectent toujours l'hypothèse de l'absence d'autocorrélation mais en parallèle on rejette plus fortement l'hypothèse

¹¹¹Wong et Li ont montré par simulations que le critère AIC est plus adapté aux petits échantillons et que généralement le critère BIC était le plus adapté aux grands échantillons.

d'homocédasticité et de la normalité par rapport des deux modèles précédents. Pour la normalité, on remarque que le coefficient de symétrie Skewness s'éloigne plus de 0 et on assiste un rejet plus important à cette hypothèse. Le modèle SETAR n'a pas bien corrigé cette anomalie et cela malgré les résultats du test RESET qui révèle que ce modèle est bien spécifié (Annexe4.3).

Enfin et toujours dans ce type de mécanisme, on estime le modèle **NeTAR**. Pour rappel, ce modèle à la particularité de permettre d'avoir plus d'une variable de transition. Pour expliquer les variations du prix de pétrole, nous avons choisi en premier temps comme variable de changement de régime le ratio « production/consommation ». Ce choix est basé sur la théorie économique ainsi que les résultats des deux premières estimations où on a remarqué la supériorité du modèle TAR à celui de SETAR. On retrouve alors notre modèle TAR avec les deux régimes. A partir de là, le régime 1 est celui où le ratio est inférieure au seuil optimal (**3.0528**), alors que le régime 2 représente les points supérieur ou égale à cette valeur. Pour chaque état, on appliquera une nouvelle fois la même procédure d'estimation. On retient comme variable de seuil le $dlprix(-2)$ pour le premier régime ($RATIO < 3.052$), où on retrouvera deux nouvelles équations. En parallèle, lorsque le ratio ≥ 3.052 la variable de transition sera $dlprix(-4)$. Cette fois-ci on estime les équations engendrées par cette spécification. Le modèle s'écrit alors :

$$\widehat{DLprix} = 0.3365 * DLPRIX(-1) + 0.1004 * DLPRIX(-2) - 0.0497 * DLPRIX(-3) - 0.0374 * DLPRIX(-4) + 0.3819 * DLCONS_SA - 0.9197 * DLPROD_SA - 0.9029 * DTXC + 0.0037 \text{ Si } RATIO < 3.0528 \text{ et } DLPRIX(-2) < 0.030.$$

$$\widehat{DLprix} = 0.1044 * DLPRIX(-1) + 0.1658 * DLPRIX(-2) - 0.1537 * DLPRIX(-3) - 0.3820 * DLPRIX(-4) + 0.3819 * DLCONS_SA - 0.9197 * DLPROD_SA - 0.9029 * DTXC + 0.0037 \text{ Si } RATIO < 3.0528 \text{ et } DLPRIX(-2) \geq 0.0303.$$

$$\widehat{DLprix} = 0.0007 * DLPRIX(-1) - 0.2083 * DLPRIX(-2) + 0.1493 * DLPRIX(-3) + 0.0096 * DLPRIX(-4) + 0.9828 * DLCONS_SA - 1.1106 * DLPROD_SA - 0.6663 * DTXC + 0.0042 \text{ Si } RATIO \geq 3.0528 \text{ et } DLPRIX(-4) < 0.0529.$$

$$\widehat{DLprix} = 0.2604 * DLPRIX(-1) - 0.2114 * DLPRIX(-2) - 0.4122 * DLPRIX(-3) + 0.2916 * DLPRIX(-4) + 0.9828 * DLCONS_SA - 1.1106 * DLPROD_SA - 0.6663 * DTXC + 0.0042 \text{ Si } RATIO \geq 3.0528 \text{ et } DLPRIX(-4) \geq 0.0529.$$

On dispose de quatre états selon les valeurs de seuil des variables Ratio, DLPRIX(-2) et DLRIX(-4).

Dans le premier chapitre, on a évoqué la sensibilité du marché vis à vis les informations rendues publiques par les intervenants. Un exemple concret qui revient souvent c'est le volume de stock de l'Or noir aux états –Unis, où l'effet est immédiat sur le prix du pétrole. Ainsi, les seuils des régressions sont considérés comme des signaux sur l'évolution de ce prix. Notre estimation dévoile que:

- Lorsque la production est inférieure à 3.05 fois la consommation (268/343 observations **Régime1**), en plus des coefficients de la consommation, la production et le taux de change sont significatifs avec des signes adéquats avec la théorie économique.
 - **Pour le Régime1.1 DLPRIX(-2) < 0.030**: le rendement du pétrole dépend du dernier rendement significativement positif.
 - **Pour le Régime1.2 DLPRIX(-2) ≥ 0.0303**: le rendement du pétrole dépend du quatrième rendement retardé avec son signe négatif.

On peut supposer que le premier régime représente un certain équilibre entre la production et la consommation ou bien une demande plus importante. L'effet que le rendement (-2) est inférieur à 3% (Régime 1.1), on peut espérer que le prix à une certaine marge à gagner encore, alors que si le seuil est supérieur à 3% (Régime 1.2), il faudra s'attendre à une diminution de ce prix.

La différence entre les deux premiers états, lorsque le rendement de l'avant dernier mois est inférieur à 0.03, par contre dans le cas où il est supérieur à ce seuil, c'est le quatrième rendement retardé avec son signe négatif qui rentre dans l'apparition du prix de pétrole.

- Lorsque la production est supérieure à 3.05 fois la consommation (76/343 obs **Régime 2**), en plus des coefficients de la consommation, la production et le taux de change (mais avec des valeurs différentes du régime 1) sont toujours significatifs et adéquats avec la théorie économique.
 - **Pour le Régime2. 1 DLPRIX(-4) < 0.0529**: le rendement du pétrole dépend du deuxième rendement retardé avec son signe négatif.
 - **Pour le Régime2.2 DLPRIX(-4) ≥ 0.0529**: le rendement du pétrole dépend du premier et deuxième rendement retardés avec des signes négatifs.

Le deuxième régime illustre une situation d'offre excessive. Dans ce cas pour essayer de cerner la trajectoire de notre prix, on s'intéressera à la valeur du quatrième rendement retardé

du prix de pétrole. Dans le cas où il est inférieur à 5% la décroissance de la valeur de ce prix sera moins importante que si la valeur de $DLPRIX(-4)$ est supérieur à ce seuil. Ce qu'est harmonieux avec les bases économiques, un offre excessive engendra une diminution du prix de pétrole.

Une fois qu'on a estimé notre équation, on essayera d'évaluer la qualité de cette spécification selon un certain nombre de tests sur les résidus. Les résultats pour le régime 1 montrent l'absence de l'autocorrélation et le rejet des hypothèses de normalité et d'héomocédasticité. Alors que pour le régime 2, les tests sur les résidus dévoilent la non autocorrélation et l'acceptation des hypothèses de Normalité et d'homocédasticité. Selon les résultats du test RESET, ce modèle est bien spécifié (Annexe 4.4).

Une fois qu'on a estimé ces trois modèles à seuils avec une transition brutale, on remarque que le modèle NeTAR représente mieux ces données et respecte plus les hypothèses d'une telle modélisation. En effet, les signaux projetés par cette estimation éclaircie d'une façon plus nette le comportement de ce prix Brent futures.

Une autre sous-famille des modèles à seuils dont la capacité à déchiffrer le comportement du rendement du prix de pétrole est la catégorie STAR. Dans le paragraphe suivant, on estimera les deux modèles ESTAR et LSTAR dans le but de définir l'apport de cette transition lisse.

2.1.1.2 Modèles à transition lisse.

Les évènements tels que la guerre du Golfe qui a donné lieu à un pic au prix du pétrole en 1990, la tendance haussière des années 2000 s'est accélérée de 53 dollars le baril début 2007 à son maximum de 140 dollars en juillet 2008, puis une forte baisse qui l'a ramené à 43 dollars au début de 2009, avant de remonter rapidement à plus de 60 dollars le baril, ou encore en 2014, avec l'offre excessif, qui a provoqué une chute spectaculaire avant de retrouver une trajectoire croissante suite aux décisions de L'OPEP +, appuient les hypothèses de la présence d'un changement structurel dans la modélisation du prix de pétrole. Après avoir supposé que la transition entre les régimes se soit faite d'une façon brutale, on appliquera des modèles mais cette fois ci, on suppose que la transition soit lisse entre les états.

Tous comme les modèles à seuil avec transition brutale, les modèles STAR sont construit à partir d'un modèle linéaire de référence. Le test de linéarité consiste à tester ce modèle linéaire contre l'alternative fournie par le modèle STAR. Ces modèles STAR ont la particularité que ce modèle linéaire est encadré dans le modèle non linéaire.

Tout d'abord, on essayera de déterminer la fonction la plus appropriée pour notre chronique s'agit-il d'une logistique pour le modèle LSTAR ou bien exponentiel pour ESTAR. Pour chaque type de fonction de transition, le choix de la variable de transition et (expliqué dans le chapitre précédent), est choisie par une procédure particulière, basée sur les résultats des tests de linéarité. On retient la variable de transition pour laquelle la linéarité est la plus fortement rejetée.

Les résultats de ces deux régressions sont présentés dans le tableau suivant :

	LSTAR		ESTAR	
	Partie linéaire	Partie non linéaire	Partie linéaire	Partie non linéaire
DLPRIX(-1)	0.170489*** (0.061651)	0.054053 (0.118561)	0.608817*** (0.214084)	-0.489421** (0.224530)
DLPRIX(-2)	-0.073266 (0.062352)	0.211434* (0.123312)	0.237739 (0.165107)	-0.318348* (0.180612)
DLPRIX(-3)	-0.102670* (0.061333)	0.358327*** (0.132405)	0.187844 (0.162738)	-0.257949 (0.184658)
DLPRIX(-4)	-0.013393 (0.063129)	-0.347878*** (0.126059)	-0.381142** (0.152963)	0.312703* (0.172506)
DLCONS_SA	0.619744*** (0.226555)		0.553269** (0.225167)	
DLPROD_SA	-1.035054** (0.399845)		-0.922762** (0.399928)	
DTXC	-0.783792*** (0.198557)		-0.742392*** (0.199366)	
C	0.004081 (0.004733)		0.008260 (0.005290)	
SCR	2.455943		2.485691	
Variable de transition	DLPRIX(-6)		DLPRIX(-3)	
Seuil	0.068570 0.009024		-0.123487 0.009534	

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Tableau 35 : Résultats des modèles LSTAR et ESTAR pour la fréquence mensuelle.

Les deux modèles LSTAR et ESTAR possèdent un mélange d'une partie linéaire et une autre non linéaire. Pour ces deux régressions, les coefficients du rendement de la consommation et la production ainsi que les variations du taux de change sont significativement différents de zéro et respectent en termes de signe la théorie économique. Pour le modèle LSTAR (Annexe 4.5), la variable de transition sélectionnée est le sixième rendement du prix de pétrole retardé avec un seuil de 0.06. Le modèle s'écrit :

$$\widehat{DL}_{prix} = (0.1704*DLPRIX(-1) - 0.0732*DLPRIX(-2) - 0.1026*DLPRIX(-3) - 0.0133*DLPRIX(-4)) + (0.0540*DLPRIX(-1) + 0.2114*DLPRIX(-2) + 0.3583*DLPRIX(-3) - 0.3478*DLPRIX(4))*(1+\exp(380.5788*(DLPRIX(-6)-0.0685))^{-1}) + 0.6197*DLCONS_SA - 1.0350*DLPROD_SA - 0.7837*DTXC + 0.0040.$$

Alors que pour le modèle ESTAR, la variable de transition est le troisième retard de la variable endogène avec un seuil de -0.12. Le modèle s'écrit :

$$\widehat{DL}_{prix} = (0.6088*DL_{prix}(-1) + 0.2377*DL_{prix}(-2) + 0.18789*DL_{prix}(-3) - 0.3811*DL_{prix}(-4)) + (-0.4894*DL_{prix}(-1) - 0.3183*DL_{prix}(-2) - 0.2579*DL_{prix}(-3) + 0.3127*DL_{prix}(-4))*(1 - @EXP(-492.9810*(DL_{prix}(-3)+0.12342))^2) + 0.5532*DL_{CONS_SA} - 0.9227*DL_{PROD_SA} - 0.7423*DTXC + 0.0082.$$

La majorité des coefficients de ces deux modèles sont significatifs. Pour la partie linéaire, on retrouve un signe négatif en moyenne pour le modèle LSTAR et positif en moyenne pour l'estimation ESTAR. Concernant la partie non linéaire, les coefficients sont en moyennes positifs pour LSTAR et négatif en moyennes pour ESTAR.

La forme des variables de transitions sont présentés dans la figure suivante :

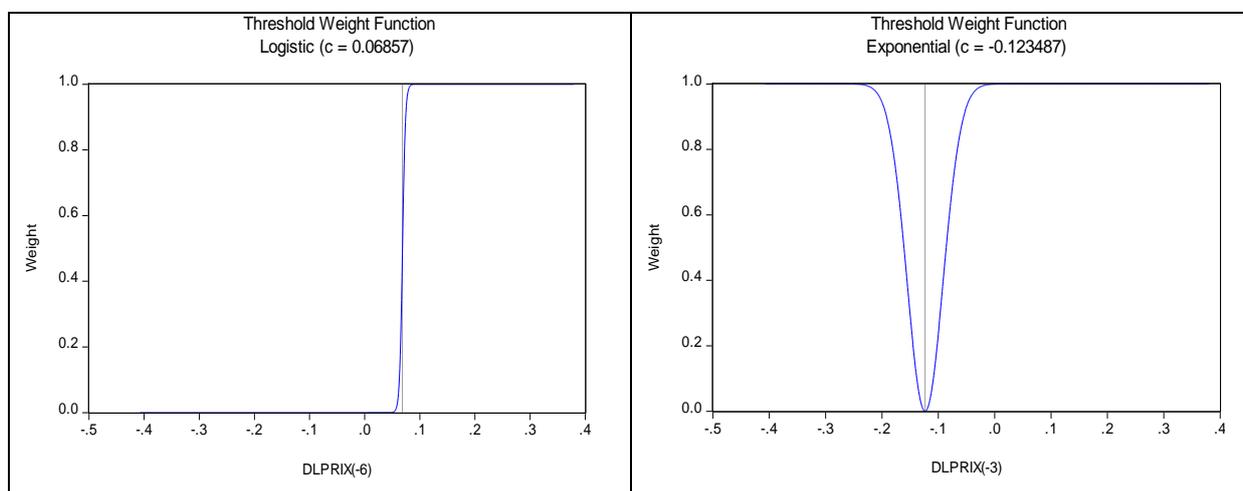


Figure 42 : les fonctions Logistique et Exponentiel de lissage estimé pour la fréquence mensuelle.

Pour les deux figures représentant les fonctions de transition, on constate que la transmission d'un régime à l'autre se fait avec une vitesse assez grande ($\gamma = 380.5789$; $\gamma = 492.9810$ pour LSTAR et ESTAR). Plus $\gamma \rightarrow \infty$ plus le modèle à transition brutale est approprié.

Le test de linéarité est une étape essentielle de notre analyse. Ce test a pour objectif de montrer si nos modèles LSTAR et ESTAR sont meilleurs que notre modèle linéaire.

SmoothThresholdLinearity Tests			
Taylor series alternatives: $b_0 + b_1*s [+ b_2*s^2 + b_3*s^3 + b_4*s^4]$			
NullHypothesis	Linearity Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H04: $b_1=b_2=b_3=b_4=0$	5.177117	(16, 324)	0.0000
H03: $b_1=b_2=b_3=0$	5.206753	(12, 328)	0.0000
H02: $b_1=b_2=0$	4.934077	(8, 332)	0.0000
H01: $b_1=0$	3.241727	(4, 336)	0.0125

The H0i test uses the i-th order Taylor expansion ($b_j=0$ for all $j>i$).

Tableau 36 : Résultats de test de linéarité contre un modèle STAR.

Les résultats de ce test de linéarité proposé par Luukkonen, Saikkonen et Teräsvirta (1994) montrent que ces deux modèles sont plus appropriés que le modèle linéaire. Au-delà et en absence de pré requis théoriques permettant de choisir entre ces deux fonctions, Teräsvirta (1994) propose un test pour les départager.

NullHypothesis	TerasvirtaSequential Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H3: $b_3=0$	5.247147	(4, 328)	0.0004
H2: $b_2=0 b_3=0$	6.417360	(4, 332)	0.0001
H1: $b_1=0 b_2=b_3=0$	3.241727	(4, 336)	0.0125

All tests are based on the third-order Taylor expansion ($b_4=0$).
 Linear model is rejected at the 5% level using H03.
 Recommended model: exponential.
 . $\Pr(H_2) < \Pr(H_3)$ and $\Pr(H_2) < \Pr(H_1)$

Tableau 37 : Choix entre modèle LSTAR et modèle ESTAR

On remarque que l'hypothèse H_{02} est rejetée plus fortement que H_{03} et H_{01} alors le modèle ESTAR est plus approprié à reproduire la dynamique de la série des rentabilités du prix de pétrole pour la fréquence mensuelle. En effet, les paramètres c (seuil) et γ (vitesse de transition) sont significatifs et confirment l'hypothèse de changement de régime à transition lisse. Par contre on reste prudent sur la valeur de la vitesse de transition qui est assez grande.

Les tests sur les hypothèses du modèle retenue « ESTAR » indiquent l'absence de l'autocorrélation des résidus, de l'homocédasticité et le rejet de la normalité. (Annexe 4.6).

Du point de vue économique, ce changement de régime peut s'expliquer par les facteurs indirects présentés lors du premier chapitre. On est en présence de deux systèmes permettant de décrire deux dynamiques différentes. D'une part, la partie linéaire représente les facteurs

directs rentrants dans l'apparition de ce prix, les rendements retardés et les variations du prix de pétrole. De l'autre, une partie non linéaire qui joue le rôle du passage d'un état à l'autre dépendant de la variable de transition DLPRIX (-3) et d'un seuil. Le changement se fait au niveau de cette dernière partie et permet l'ajustement causé par des intervenants extérieurs.

2.2.2 Modèle à changement Markovien.

Après avoir construit des modèles avec un mécanisme de transition supposé observable, on peut admettre qu'une variable inobservable est l'origine de notre changement de régime. Dans le but de simuler les possibilités de basculer d'un état à un autre, nous utilisons généralement des chaînes de Markov.

Tout comme notre échantillon journalier, on sera en présence de deux régimes gouvernés par une variable inobservable stochastique ou le passage d'un état à l'autre est définis par des probabilités de transitions. Contrairement à notre étude journalière, on dispose pour cet échantillon de variables explicatives supplémentaires. Nous évaluerons un modèle de changement de régime Markovien à deux états avec une spécification autorégressive d'ordre 4 et des variables exogènes. L'estimation de ce modèle donne les résultats suivants :

	Régime 1	Régime 2
DLPRIX(-1)	0.7282** (0.1729)	0.0580 (0.0569)
DLPRIX(-2)	0.1170 (0.2064)	-0.1114* (0.0589)
DLPRIX(-3)	0.5355** (0.2141)	-0.1325** (0.0559)
DLPRIX(-4)	-1.0091*** (0.1412)	0.0629 (0.0578)
DLCONS_SA		0.4758** (0.2033)
DLPROD_SA		-0.6618* (0.3579)
DTXC		-0.8927*** (0.1781)
C		0.0060 (0.0043)
SCR		2.679536

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Tableau 38 : Estimation du modèle à changement Markovien pour la fréquence mensuelle.

A partir de ce tableau, on peut constater que les rendements retardés (1, 2 et 4) du premier régime sont significatifs avec une valeur moyenne positive. Cependant, pour le deuxième régime, ce sont les rendements retardés (2 et 3) qui sont significatifs avec cette fois ci une moyenne négatif. À partir De là, le premier régime représente un état optimiste tandis que le deuxième régime symbolise un état pessimiste ou une période de crise. Pour les régresseurs communs aux deux régimes, on constate que le rendement de la consommation agit

positivement sur le rendement du prix de pétrole tandis le rendement de la production agit négativement ce qu'est tout à fait adéquat avec la théorie. En ce qui concerne les variations du taux de change, on retrouve la relation négative décrite dans la revue de littérature.

Le modèle se présente:

Régime 1: $\widehat{Dl_{prix}} = 0.0580*DLPRX(-1) - 0.1114*DLPRX(-2) - 0.1325*DLPRX(-3) + 0.0628*DLPRX(-4) + 0.4758*DLCONS_SA - 0.6619*DLPROD_SA - 0.8927*DTXC + 0.0060.$

Régime 2: $\widehat{Dl_{prix}} = 0.7282*DLPRX(-1) + 0.1169*DLPRX(-2) + 0.5355*DLPRX(-3) - 1.0091*DLPRX(-4) + 0.4758*DLCONS_SA - 0.6619*DLPROD_SA - 0.8927*DTXC + 0.0060.$

Comme pour toutes les régressions réalisées, nous testons les hypothèses du modèle. Le corrélogramme indique une absence de l'autocorrélation des résidus et le test de Jarque-Béra rejette plus fortement l'hypothèse de normalité. Concernant les probabilités de transitions entre les régimes (Annexe 4.7) :

- ✚ La probabilité de transiter du régime 1 en t-1 au régime 2 en t est estimée à 73.40%.
- ✚ La probabilité de passer du régime 2 en t-1 au régime 1 en t est estimée à 11.33%.
- ✚ La probabilité de demeurer sur le régime 1 est estimée à 26.59%.
- ✚ La probabilité de demeurer du régime 2 est estimée à 88.66%.

On observe que la plus grande probabilité est celle de rester dans un état pessimiste. Cette situation peut être expliquée par l'instabilité du marché pétrolier et le reflet des décisions prises par les cartels tels que l'OPEP.

Enfin et d'après les résultats de cette régression, ce modèle probabiliste est donc plus approprié pour estimer l'évolution des rendements du prix de pétrole qu'un modèle linéaire et mettre en évidence les états positifs et négatifs de l'évolution de ce prix..

2.2.3 Modèle Ne.ST/TAR.

On fera appel à notre modèle Ne.ST/TAR développé à partir du modèle NeTAR déjà présenté lors de notre étude journalière du prix de pétrole. La valeur ajoutée de ce modèle, ce qu'il permet de contourner l'hypothèse d'une transition brutal du modèle NeTAR et tolère une transition lisse dans sa construction. L'utilisation de ce modèle a pour but de répondre à la deuxième partie de notre problématique concernant l'adaptation de la transition dans une chronique. L'application de ce modèle sur notre échantillon journalier a donné des résultats satisfaisants et permet d'améliorer nos estimations. À partir De là, nous ré-estimons à nouveau ce modèle mais cette fois ci avec une fréquence mensuelle. Les résultats de cette régression sont exhibés dans tableau suivant :

Ne.ST/TAR				
	Régime1 RATIO<3.052808 Modèle ESTAR DLPRIX(-4)		Régime2 RATIO≥3.052808 Modèle TAR DLPRIX(-4)	
	Partie Linéaire	Partie non linéaire	Régime2.1 DLPRIX(-4) < 0.05291577	Régime2.2 0.05291577 <= DLPRIX(-4)
DLPRIX(-1)	0.2978*** (0.0624)	-1.0822*** (0.2934)	-0.0007 (0.1046)	-0.2604 (0.1965)
DLPRIX(-2)	0.1373** (0.0689)	-0.4970* (0.2682)	-0.2083* (0.1120)	-0.2114* (0.1223)
DLPRIX(-3)	-0.1173* (0.0680)	0.9677** (0.4119)	0.1493 (0.1070)	-0.4122** (0.1784)
DLPRIX(-4)	-0.1089 (0.0698)	-0.3596** (0.1793)	0.0096 (0.1473)	0.2916 (0.1851)
DLCONS_SA		0.4448* (0.2601)		0.9828** (0.4250)
DLPROD_SA		-0.8241* (0.4465)		-1.1106 (0.7967)
DTXC		-1.0304*** (0.2303)		-0.6663* (0.3696)
C		0.0049 (0.0054)		0.0042 (0.0123)
Seuil		0.1478** (0.0569)		
SCR			2,233348	

(écart-type) Significativité : *10% ; **5% ; *** 1%

Tableau 39 : Estimation du modèle Ne.ST/TAR pour la fréquence mensuelle.

Pour la construction de ce modèle Ne.ST/TAR, on a tout d'abord appliqué la procédure et l'estimation du modèle TAR. Le résultat de cette étape montre que le régime 1 est un état où le ratio «production/consommation» est inférieur au seuil optimal (3,0528), tandis que le régime 2 représente tous les points supérieur ou égal à cette valeur. La deuxième étape est caractérisée par sélectionner la forme fonctionnelle appropriée pour chaque régime. Après plusieurs estimations, on a retenu un modèle LSTAR pour les valeurs dont le rapport production/ consommation inférieur à 3.052 et un modèle SETAR lorsque les valeurs de ce ratio supérieur à ce seuil. Pour les deux régimes imbriqués, on a retenu dlprix(-4) comme variable de transition. Le modèle s'écrit alors :

Régime 1' : $\widehat{Dlprix} = (0.2978*DLPRIX(-1) + 0.1373*DLPRIX(-2) - 0.1173*DLPRIX(-3) - 0.1089*DLPRIX(-4)) + (-1.0822*DLPRIX(-1) - 0.4970*DLPRIX(-2) + 0.9677*DLPRIX(-3) - 0.3596*DLPRIX(4))*(1-\exp(712.0511*(DLPRIX(-4)-0.1478))) + 0.4448*DLCONS_SA - 0.8241*DLPROD_SA - 1.0304*DTXC + 0.0049$. **Si $RATIO < 3.052808$**

Régime 2.1 : $\widehat{Dlprix} = -0.0007*DLPRIX(-1) - 0.2083*DLPRIX(-2) + 0.1493*DLPRIX(-3) + 0.0096*DLPRIX(-4) + 0.9828*DLCONS_SA - 1.1106*DLPROD_SA - 0.6663*DTXC + 0.0042$. **Si $RATIO \geq 3.0528$ et $DLPRIX(-4) < 0.0529$.**

Régime 2.2 : $\widehat{Dlprix} = -0.2604*DLPRIX(-1) - 0.2114*DLPRIX(-2) - 0.4122*DLPRIX(-3) + 0.2916*DLPRIX(-4) + 0.9828*DLCONS_SA - 1.1106*DLPROD_SA - 0.6663*DTXC + 0.0042$. **Si $RATIO \geq 3.0528$ et $DLPRIX(-4) \geq 0.0529$.**

Tout comme le modèle NeTAR, la sensibilité du marché liée aux décisions des intervenants est captée par ce modèle. Ainsi, on est en présence de quatre régimes :

- ✚ Le modèle LSTAR avec ces deux parties linéaire et non linéaire.
- ✚ Le modèle SETAR avec ces deux régimes.

Lorsque la production est inférieure 3.05 fois la consommation, on est en présence de **Régime 1'**. Outre les coefficients de la consommation, la production et les taux de change qui sont significatifs, les trois premiers retards de la variable endogène pour la partie linéaire du modèle LSTAR le sont aussi avec une moyenne positive. Pour la partie non linéaire, le rendement du prix de pétrole s'explique par ces quatre rendements retardés en moyenne négative.

Lorsque la production est supérieure à 3.05 fois la consommation (**Régime2**), en plus des coefficients de la consommation, la production et le taux de change (mais avec des valeurs différentes du régime 1) sont toujours significatifs et adéquats avec la théorie économique.

- **Pour le Régime2.1 $DLPRIX(-4) < 0.0529$** : le rendement du pétrole dépend du deuxième rendement retardé avec son signe négatif.
- **Pour le Régime2.2 $DLPRIX(-4) \geq 0.0529$** : le rendement du pétrole dépend du premier et deuxième rendement retardé avec des signes négatifs.

On s'intéresse de près à l'interprétation économique du premier régime. Dans le cas où la quantité produite du pétrole sur la quantité consommé est supérieur à 3.05 fois, l'explication est la même que dans le modèle NeTAR.

Les résultats du premier régime dévoilent qu'en présence d'une production inférieure à 3.05 fois la consommation (La demande pour le pétrole brut continuera d'augmenter, même si son rythme de croissance devrait ralentir progressivement¹¹²), un changement de régime avec une transition lisse a été détecté. L'explication économique de cette estimation qu'on est en présence de deux états relié par une transition lisse:

- ✚ La première reflète une demande forte ou un ratio équilibré qui propage le prix vers le haut.
- ✚ La deuxième exprime une situation où on assiste à une légère surproduction (par rapport les caractéristiques du marché) qui peut provoquer une chute de prix.

Concernant la qualité de cette estimation, les différents tests sur les résidus révèlent l'absence d'autocorrélation pour les deux régimes imbriqués ainsi que l'acceptation de l'hypothèse de normalité pour le sous régime2 et d'homocédasticité pour le premier sous régime. Le modèle Ne.ST/TAR est bien spécifié selon le test RESET (Annexe 4.8).

¹¹²Selon les perspectives énergétiques de British Petroleum (BP) 2017

Dans cette section, une estimation du prix de pétrole pour l'échantillon mensuelle a été réalisée. Tout d'abord, nous avons construit le modèle linéaire du rendement de prix de pétrole Brent Futures en fonction de ces valeurs retardés ainsi que la consommation, la production et le taux de change stationnarisé. Après avoir constaté différentes anomalies statistiques dans cette modélisation et dans le but d'améliorer cette relation, nous avons fait appel aux modèles à changement de régime. Le choix du type de mécanisme de transition permettra la distinction entre les deux sous familles. Pour les modèles à seuils, les transitions abruptes entre les régimes nous ont permis de saisir les changements rapides de la dynamique du prix de pétrole. Alors que pour les transitions lisse le choix d'une fonction de transition exponentiel montre un passage en douce entre les deux états. Pour les modèles probabilistes, le modèle à changement markovien a permis de distinguer entre les deux états et a servis pour estimer les probabilités de transition d'un régime à l'autre.

Les résultats de différentes régressions ont amélioré la qualité de la régression linéaire et ils ont pris en considération plusieurs aspects économiques tels que les périodes d'expansions et de récessions.

Pour répondre à la deuxième partie de la problématique concernant l'adaptation du mécanisme de transition et après avoir porté une attention particulière aux différents types de mécanismes et de variables de conversion, nous avons à nouveau appliqué notre modèle Ne.ST/TAR développé lors de notre étude journalière. Cette dernière spécification permet non seulement d'obtenir des réductions impressionnantes en termes de somme carré résiduelle (SCR) de l'ordre de 15,55% par rapport au modèle linéaire, mais aussi un meilleur respect des hypothèses et de visibilité économique plus précise.

Afin d'analyser les processus aléatoires stationnaires, les instruments économétriques utilisent divers modèles. La catégorie du modèle ARIMA (AutoRegressive Integrated MovingAverage), appelée modèle de Box-Jenkins (GPE Box et GM Jenkins (1970)), se concentre sur l'analyse des propriétés probabilistes ou stochastiques des séries temporelles et l'utilisation de k variables de régression ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$). Le modèle de régression de la variable Y_t peut être expliqué par la valeur passée ou retard de Y lui-même.

Cependant, pour une série comme le prix du pétrole, il y a généralement des périodes de fortes fluctuations, des périodes de forte volatilité, des périodes de calme relatif et des périodes de calme. En d'autres termes, si la première différence (série stationnaire) à un moment donné montre un changement ou une fluctuation importante (et donc une variance variable dans le temps, une présence de dates de ruptures et une asymétrie), cela prouvera la présence de la non-linéarité et ne peut pas être modélisée par un modèle ARIMA. Certes d'autres pistes peuvent être envisageables comme le modèle ARCH (Auto Regressive Conditional Heteroscedasticity) (R. Engle (1982)) et ses extensions pour modéliser la variance de cette variable, ou le modèle bilinéaire (Granger et Andersen (1978)) dans le cas où ce modèle est linéaire par rapport au terme autorégressif et au terme de moyenne mobile, mais pas les deux à la fois.

Les modèles retenus pour notre recherche, au sein de cette famille, avaient pour but de capter plusieurs dynamiques dans une même série grâce un mécanisme de transition, permettant ainsi, un passage d'un système à un autre. Ce mécanisme peut être observable, où la transition dépend d'une fonction (variable) de transition et d'un seuil: il s'agit des modèles à seuil, ou il peut être inobservable contrôlé par un processus de chaîne de Markov: c'est les modèles à changement Markovien (Hamilton (1989)).

Dans ce chapitre, et dans le but de répondre à notre problématique concernant la valeur ajoutée de ce type de modèle et la combinaison des différentes transitions, nous avons fait appel à deux sortes d'échantillons (journalier et mensuel). Dans les deux études indépendantes, nous avons trouvé que la modélisation linéaire est insuffisante à expliquer le rendement du prix de pétrole et présente plusieurs anomalies statistiques. La présence de l'asymétrie et les périodes de fortes fluctuations nous ont dirigés vers ces modèles à changement de régime.

Une fois que nous avons estimé ces modèles, nous avons essayé d'évaluer la qualité de chaque spécification selon un certain nombre de tests. À leur tour, les résultats de ces tests influencent la spécification choisie et le processus est répété.

Les résultats de ces estimations ont montré un double gain. Sur le plan statistique, nous avons eu une amélioration en termes de résidus et de respect d'hypothèse du modèle. Et sur le plan économique, on retrouve les explications de l'évolution du prix de pétrole cité lors du premier chapitre.

La deuxième partie de notre problématique : Doit-on garder le même mécanisme de transition pour toute notre chronique ou au contraire il faut l'adapter ? Pour répondre à cette question, on a développé à partir du modèle NeTAR, un modèle permettant d'avoir les deux types de mécanisme de transition appelé Ne.ST/TAR. Les résultats de cette estimation ont montré qu'une telle démarche améliore les résultats de la régression, ce qu'est tout à fait conforme avec l'évolution des cours ou la chronique peut subir les deux genres de transition.

Comme pour tout un modèle économétrique, les modèles à changement de régime présentent quelques limites. Tout d'abord, les tests de dates de ruptures ne sont pas assez précis et tendent plus souvent à rejeter l'hypothèse nulle à tort¹¹³. Ensuite, pour les modèles à seuils, la définition de la fonction (variable) de transition et l'estimation du seuil ne peut être les mêmes pendant toute la chronique. Ainsi, pour notre prix du pétrole, il y'avait des périodes où la source de la non linéarité était observable (production, consommation) et d'autres que cette source était inobservable (situation du marché pessimiste ou optimiste). Enfin, et malgré les apports observés de ces modèles à changement de régime, les chercheurs ne trouvent pas une nette amélioration en termes de prévision.

¹¹³ Voir : LE BIHAN (2004).

Conclusion Générale

La recherche d'une énergie bon marché est d'une importance capitale : une énergie à bas prix assure et soutient un rythme de croissance élevé. En effet, bien que leur part dans le coût total d'un produit soit généralement faible, les produits énergétiques intervenant dans la fabrication de tous les biens, doivent être disponibles à un prix attractif. Une différence du prix de l'énergie entre deux pays peut rendre les biens produits par celui qui a le prix le plus élevé moins compétitif dans le commerce international. De plus, à l'intérieur d'un pays, l'énergie joue le rôle d'activité motrice au sein de l'économie. Une énergie disponible à faible prix et en quantités importantes sera un pôle de croissance.

Il en découle que la sécurité des approvisionnements en énergie est une question importante, surtout lorsque les pays ne produisent que très peu d'énergie nationale et sont contraints à se tourner vers l'extérieur pour acheter ce dont ils ont besoin. Leur dépendance vis-à-vis de l'étranger leur fait courir le risque de subir les effets d'un arrêt éventuel des importations pour une raison ou pour une autre, d'où la nécessité impérieuse de constituer des stocks de sécurité. De plus, ces achats à l'extérieur, ont pour conséquence une sortie de devises entraînant ainsi un déséquilibre de la balance commerciale.

Le prix du pétrole est le noyau de l'énergie, c'est la source la plus consommée sur la planète. Malgré un coût du pétrole qui tend à diminuer, du fait des progrès techniques de l'extraction, son prix reste relativement élevé. Pour essayer de comprendre la trajectoire du prix de pétrole, il a fallu cerner les différents facteurs influençant son apparition afin de mieux définir l'approche la plus appropriée. Pour cela, après avoir défini ces facteurs, une approche statistique dans le but de mesurer leur pouvoir de provoquer un changement structurel du prix de pétrole a été effectué. La visualisation des données nous a permis de mieux cerner les caractéristiques de ce prix dans le but d'appliquer la modélisation la plus appropriée qui, à son tour, déclenche les bonnes décisions relatives aux scénarii de l'évolution de ce prix. À cette fin, on a utilisé deux types de fréquences (journalière et mensuelle).

Dans le premier chapitre de cette thèse, nous avons mis l'accent sur les chocs pétroliers supposés être à l'origine d'un changement de comportement des intervenants du marché. Nous avons ainsi examiné le rôle de la consommation, la production et le taux de change Dollar/Euro comme outils de provocation de changement sur la dynamique du prix en

appliquant les différentes procédures de traitement qui ont apporté un éclairage sur la variation de ce prix.

Le deuxième chapitre nous a permis de présenter les différents modèles à changement de régime. On peut classer cette famille de modèles selon le type de variable de transition : observable ou inobservable. Si le choix repose sur la première catégorie, on retrouve alors les modèles à seuils avec transition brutale ou lisse. Il s'agit d'abord du recours à la combinaison d'une modélisation linéaire par morceaux en définissant et réglant la manière de la transition. La deuxième catégorie est représentée par les modèles à changement endogène, les modèles à mélange de distribution et les modèles à changement Markovien. Notons au sujet de ce dernier qu'il s'agit d'un modèle de grand usage dans la littérature où il utilise une variable stochastique pour estimer des probabilités de transition entre les régimes.

Dans le troisième chapitre, il était nécessaire avant d'utiliser une partie de ces modèles de montrer les limites des modèles linéaires pour les deux fréquences journalière et mensuelle. Ces deux études indépendantes ont indiqué que l'estimation du modèle linéaire révèle que la série des rentabilités présente une structure non adéquate montrant plusieurs anomalies en présence de plusieurs dates de rupture.

En conséquence, l'application des modèles à changement de régime sur les deux échantillons a fourni une amélioration des paramètres et une meilleure compréhension de la dynamique de prix. En effet, l'application des modèles TAR, SETAR et NETAR, avec un mécanisme brutal, LSTAR et ESTAR pour une transition lisse ou bien modèle à changement Markovien, ont dégagé, chacun à son tour, sa touche à parfaire les données.

Selon la théorie du marché efficient, les prix des matières premières s'ajustent rapidement à l'arrivée de nouvelles informations. Par conséquent, et selon cette théorie, les prix actuels reflètent toutes les informations disponibles et aucun acteur du marché ne peut faire de profit en se basant uniquement sur des informations disponibles actuellement. De plus, le marché du pétrole s'ajuste à l'anticipation d'événements futurs. Lorsque de nouvelles informations arrivent, les acteurs du marché sont obligés de réviser leurs attentes concernant les prix futurs, de sorte que la variation de prix doit être aléatoire et qu'aucune tendance ne peut être observée en étudiant les prix. Or, cette hypothèse n'est pas vérifiée dans le cadre de notre étude.

Nos estimations fournissent des informations précieuses sur la transition du prix du pétrole entre un régime et un autre, c'est à dire entre un régime à haut risque et un régime à faible

risque. Le modèle indique en quelque sorte une possibilité de prévision du prix du pétrole. Ce modèle pourrait être utilisé dans l'analyse des politiques économiques.

En définitive, les résultats empiriques auxquels nous parvenons suggèrent que les chocs pétroliers peuvent être responsables de la volatilité excessive dans les prix futurs du pétrole. Le recours à la modélisation par le biais d'un modèle changement de régime repose sur la capacité à détecter une date de rupture et choisir le type de la variable de transition (observable ou non), la définir lorsqu'elle est observable, optimiser le type de transition et enfin calculer le ou les seuils. La modélisation des prix du pétrole par le biais de ces modèles s'avère être une tentative séduisante du fait de sa capacité singulière à combiner le comportement déterministe purs en présence de plusieurs changements. Nous pouvons ainsi raisonnablement en conclure que la modélisation en morceaux permet d'améliorer l'explication du prix à court terme. D'un autre côté, imposer un type de mécanisme, brutal ou lisse, pour toute la chronique causera une fuite d'informations ; alors que combiner ces deux types de transition est plus réaliste et permet de mieux cerner ces variations. C'est ainsi qu'on a développé le modèle Ne.ST/TAR en se basant sur le modèle NeTAR où on retrouve les deux types de transition et dont les résultats étaient supérieurs à tous les autres modèles cités auparavant. Nous pensons que les résultats que nous avons obtenus pourraient être utiles aux praticiens, aux investisseurs et aux acteurs du marché, pour permettre par exemple à investisseur de diversifier son portefeuille avec différents actifs surtout en cas de forte volatilité.

Parmi les perspectives envisageables dans la continuité de ce travail, on pourrait développer une manière de mixer les résultats des différentes fréquences et les types de transitions. Dans un contexte d'une augmentation du volume de données disponibles, les économètres ont fourni de nouvelles techniques de régression basées sur des algorithmes d'apprentissage statistique. Le modèle MIDAS où on peut régresser les variables de haute fréquence (par exemple : fréquence mensuelle) directement sur les variables de basse fréquence (par exemple : fréquence trimestrielle) en offre un bon exemple. Concernant les types de transition, on pourrait se baser sur la détection des points de ruptures. Ainsi pour chaque période, on pourrait essayer le type de transition le plus adéquat afin de mixer ces modèles pour obtenir notre modèle optimal et vérifier sa supériorité ou non face aux autres modèles.

Pour une étude future, un sujet très intéressant à analyser est l'application des modèles à changement de régime à la variance conditionnelle des prix du pétrole et la relation de ces modèles avec la mémoire longue.

L'étude des matières premières ne se limite pas uniquement sur le pétrole. Le co-mouvement du prix du pétrole brut avec les autres sources d'énergie est un sujet à explorer. On constate que bien qu'il existe des liens économiques entre les matières premières, les travaux empiriques présentent des résultats mitigés en ce qui concerne la relation à long terme entre ces variables.

Dans le cadre des modèles continus, plusieurs techniques pourraient être utilisées pour modéliser le prix du pétrole. D'abord, le mouvement brownien géométrique (GMB), largement utilisé aux marchés boursiers notamment pour modéliser les options. Cependant, il présente des inconvénients majeurs lorsqu'il est appliqué sur le marché de l'énergie car il ne prend pas en compte ses caractéristiques, comme le retour à la moyenne des prix, la saisonnalité, la volatilité stochastique, etc. Afin de pallier ce problème, un modèle de retour à la moyenne peut être envisagé. Le prix est alors décomposé, au moment t , en deux facteurs stochastiques : la déviation à court terme des prix (suivant un processus Ornstein-Uhlenbeck) et le niveau des prix d'équilibre qui est généralement régi par le coût de production et le niveau de la demande.

Enfin, Mari (2006) modélise la dynamique du logarithme du prix de l'électricité par la somme de deux composantes : $s(t) = f(t) + x(t)$, où $f(t)$ est une fonction qui décrit la saisonnalité des prix, tandis que $x(t)$ est une composante aléatoire qui reflète les mouvements imprévisibles des prix. Cette dernière composante est décrite par deux régimes : un premier régime de retour à la moyenne, et un deuxième régime présentant des sauts. L'apport des modèles à changement de régime que nous avons étudiés, pourrait améliorer ce type de modélisation.

Pour conclure, la détermination des prix du pétrole résulte donc d'une interaction complexe entre les fondamentaux physiques et financiers. L'analyse de la trajectoire des prix du pétrole montre que sa structure a connu des mouvements d'une grande ampleur sur plusieurs périodes et que la forte volatilité a souvent été liée à des transformations structurelles majeures ou à des chocs géopolitiques. La dernière en date est celle de 2020, suite à une guerre commerciale entre l'Arabie Saoudite et la Russie et concomitamment à l'avènement d'une crise sanitaire d'ampleur mondiale. Le prix du pétrole (WTI) a connu alors des prix négatifs pour la première fois de son histoire. Les capacités de stockage étant saturées, les producteurs ont dû

payer les acheteurs pour qu'ils les débarrassent de leurs stocks. Cette situation inédite ainsi que la fragilité de l'équilibre économique de certains pays rentiers montrent la nécessité de comprendre et de maîtriser les anticipations de fluctuations et d'évolution des prix du pétrole. En somme, il s'agit de maîtriser le fonctionnement des marchés pétroliers et de connaître les leviers de détermination des prix.

Liste des Annexes

Annexe 1:

Les tests de Fisher calculés à partir de l'analyse de la variance des chroniques montrent la présence d'une saisonnalité et d'une tendance sur les données mensuelles de la production et de la consommation. La désaisonnalisation se fera à l'aide de la méthode de décomposition STL.

Décomposition STL

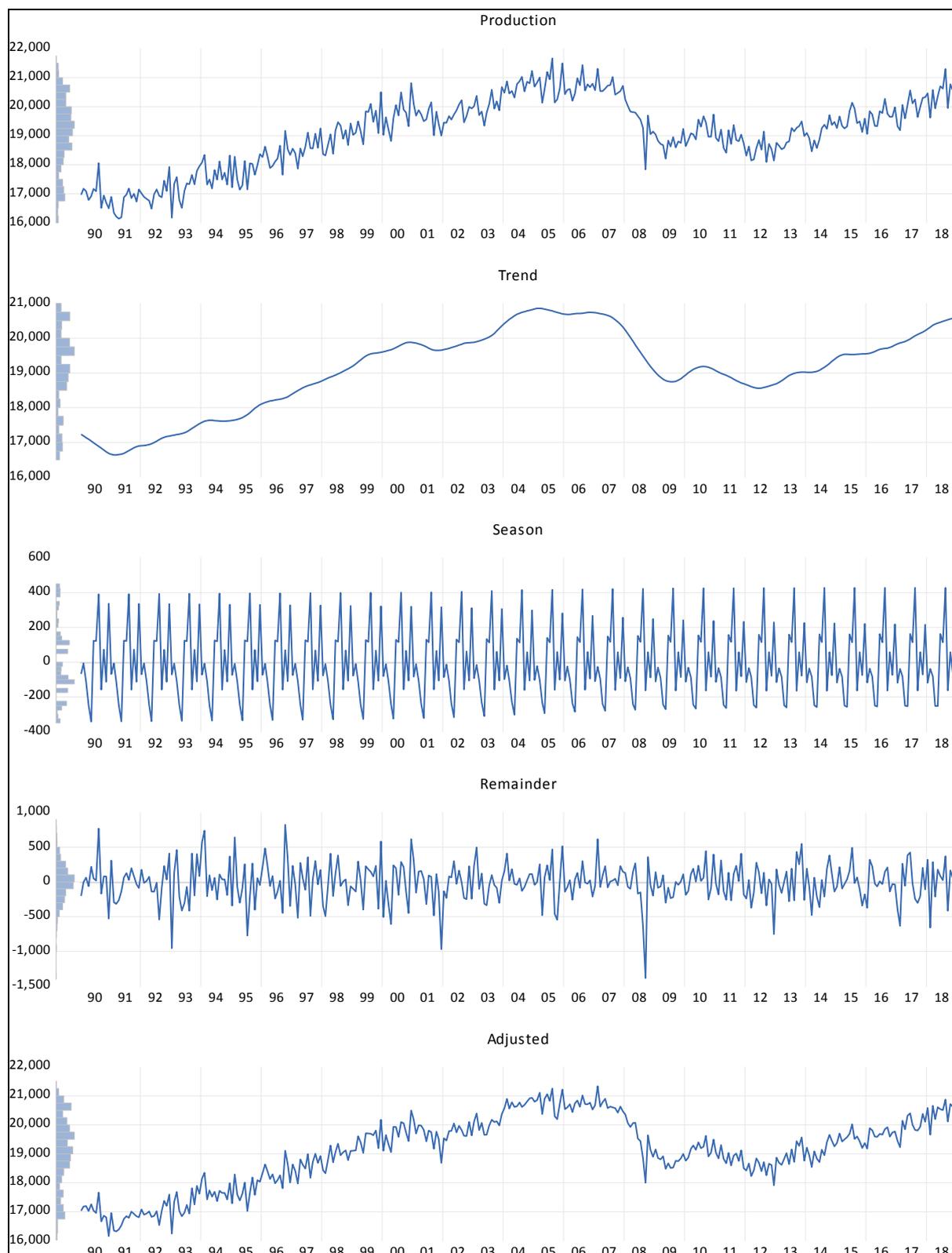
La décomposition STL est une méthode de désaisonnalisation qui décompose une série en composantes saisonnières, de tendance et de reste à l'aide d'un algorithme de filtrage basé sur les régressions LOESS. Introduit par Cleveland, McRae et Terpenning¹¹⁴ dans leur article de 1990, STL a deux avantages principaux par rapport aux autres méthodes de désaisonnalisation; il fonctionne sur n'importe quelle fréquence de données et peut être calculé sur des données de séries chronologiques avec des motifs irréguliers et des valeurs manquantes.

STL suppose une relation additive entre les composantes saisonnière, tendancielle et résiduelle:

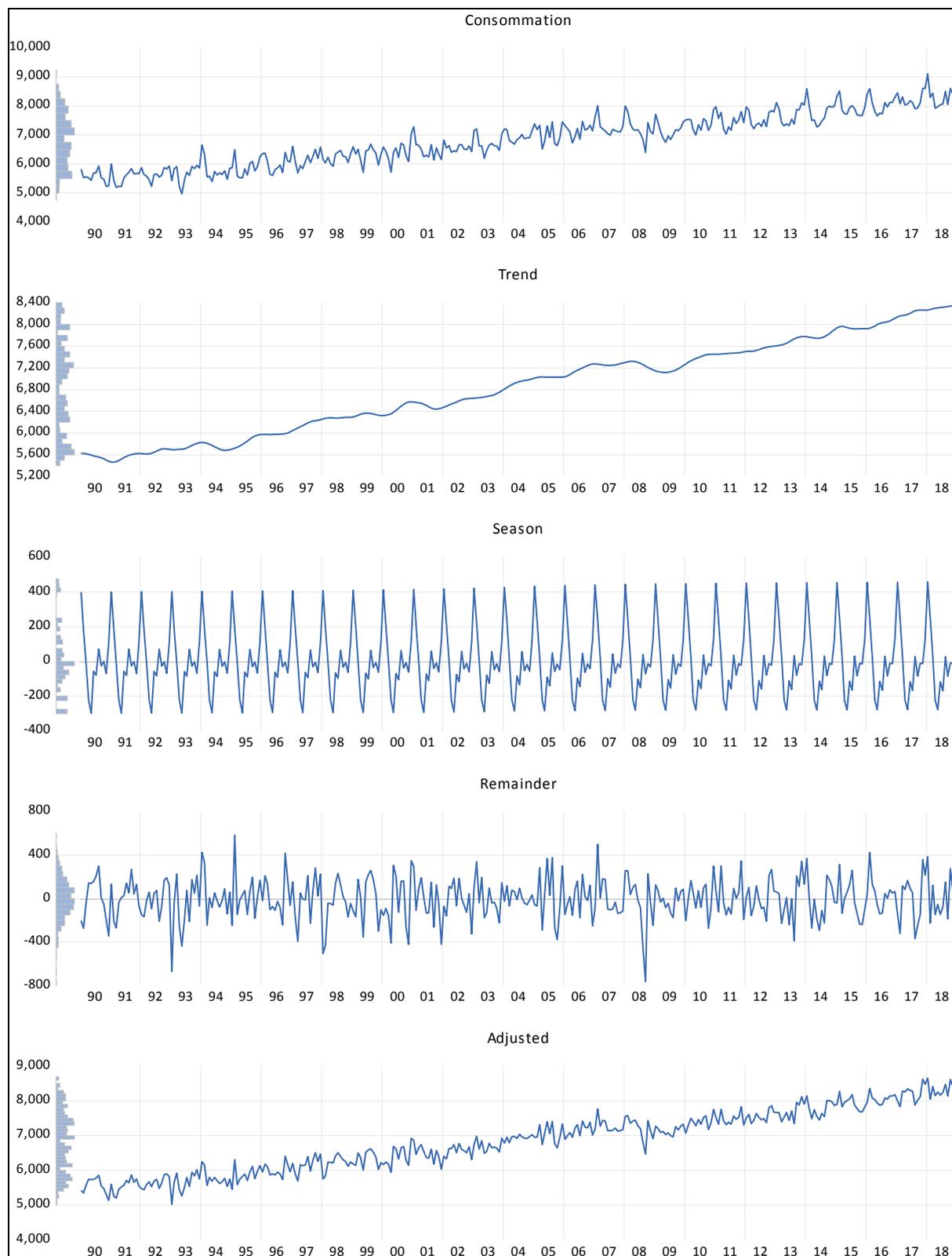
$$Y_t = S_t + T_t + R_t$$

¹¹⁴ Le calcul de chaque composante implique une double procédure récursive (Voir CLEVELAND, Robert B., CLEVELAND, William S., MCRAE, Jean E., *et al.* STL: a seasonal-trend decomposition. *Journal of official statistics*, 1990, vol. 6, no 1, p. 3-73.).

1.1 La décomposition de la production du pétrole.



1.2 La décomposition de la consommation du pétrole.



Annexe 2 : le Processus de la chronique.

On dit qu'un processus est stationnaire, lorsque toutes ses caractéristiques statistiques, tous ses moments sont indépendants au cours du temps.

Dans la procédure de Box et Jenkins, la non stationnarité peut être repérée graphiquement, par la détection d'une tendance, d'un cycle long, d'une saisonnalité explosive).

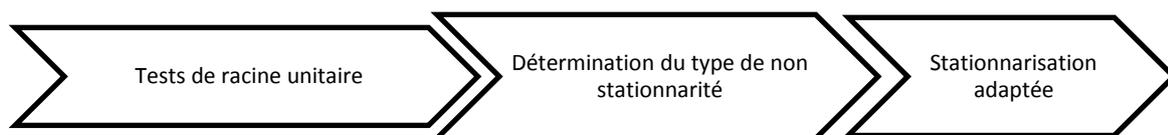
Dans cette étude, la série n'est pas affectée d'une saisonnalité. En revanche, après une analyse graphique, la série semble non stationnaire. Afin de confirmer cette impression, nous allons appliquer des tests de racine unitaire.

Les tests de racines unitaires « Unit Root Test » permettent de détecter la non stationnarité mais aussi sont type. Il existe deux types de processus :

Les processus DS : non stationnarité de type aléatoire

Les processus TS : non stationnarité de type déterministe

Le test de Philips- Perron fait partie des tests de détection de racine unitaire, il va permettre par l'intermédiaire d'un schéma d'identifier de quel type est le processus du cours étudié. Ainsi dans le cas de présence de racine unitaire dans la série chronologique, plusieurs étapes sont nécessaires pour effectuer une stationnarisation :



Il existe plusieurs tests de racine unitaire, notre série est affectée par de l'hétéroscédasticité et de l'autocorrélation de ses résidus. Le test le plus adapté est donc celui de Phillips et Perron.

Stationnarisation en différence première :

Suite aux différents tests de racines unitaires effectuées, on parvient au résultat global suivant : La série du cours étudié admet l'existence de racine unitaire, il n'est pas stationnaire.

Plus précisément dans cette étude le test de Phillips et Perron a permis d'identifier un processus DS sans dérive. Ce type de processus peut être stationnarisé par la méthode des différences premières.

$$\Delta Lprix = Lprix - Lprix(-1)$$

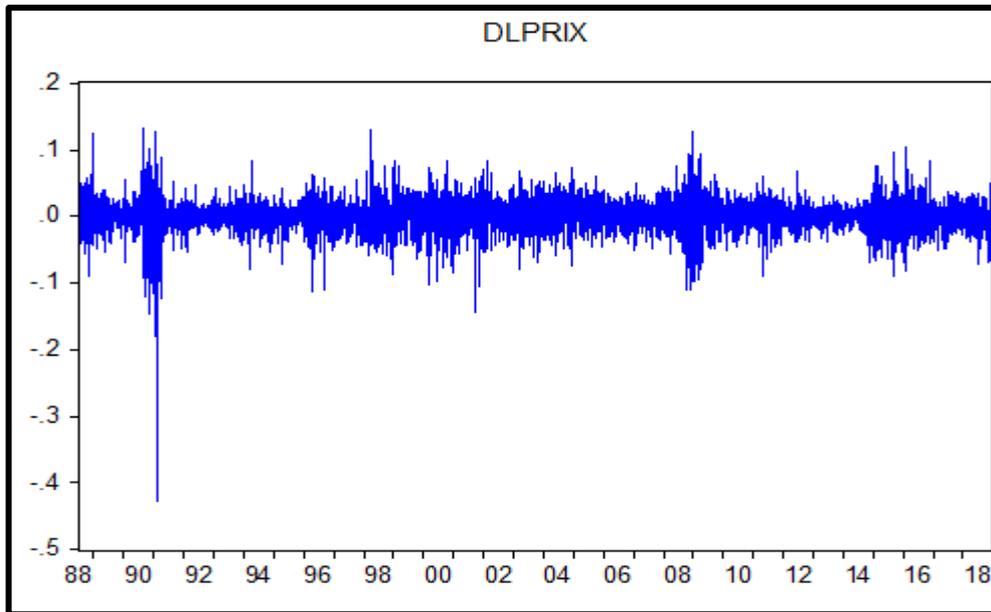


Figure 43 : Les rendements de prix du pétrole.

La question que l'on peut se poser est la suivante : Le processus est-il réellement stationnariser par une différence première?

Afin de confirmer que la méthode des différences premières est adaptée, et pour ne pas se retrouver faces aux conséquences d'une mauvaise stationnarisation, on procède à un test de racine unitaire sur la série DLPRIX stationnarisé par les différences premières.

H_0 est rejetée, la série ne possède plus de racine unitaire après sa stationnarisation. De plus, le trend n'est pas significatif $|t - stat| = 0.33 < 1,96$ le paramètre β est nul.

Les travaux de Box et Jenkins ont permis d'appréhender différemment les séries temporelles afin d'améliorer les méthodes de prévisions. Constituée à partir d'une période d'observation, la chronique est représentée par l'ensemble d'une succession d'états de variables aléatoires. Cette méthode consiste en la sélection du meilleur modèle de type ARMA, décrivant le processus d'une série stochastique d'une série observée ou d'une transformation stationnaire de celle-ci, d'estimer ce modèle et ensuite de l'utiliser pour extrapoler les valeurs de la série et

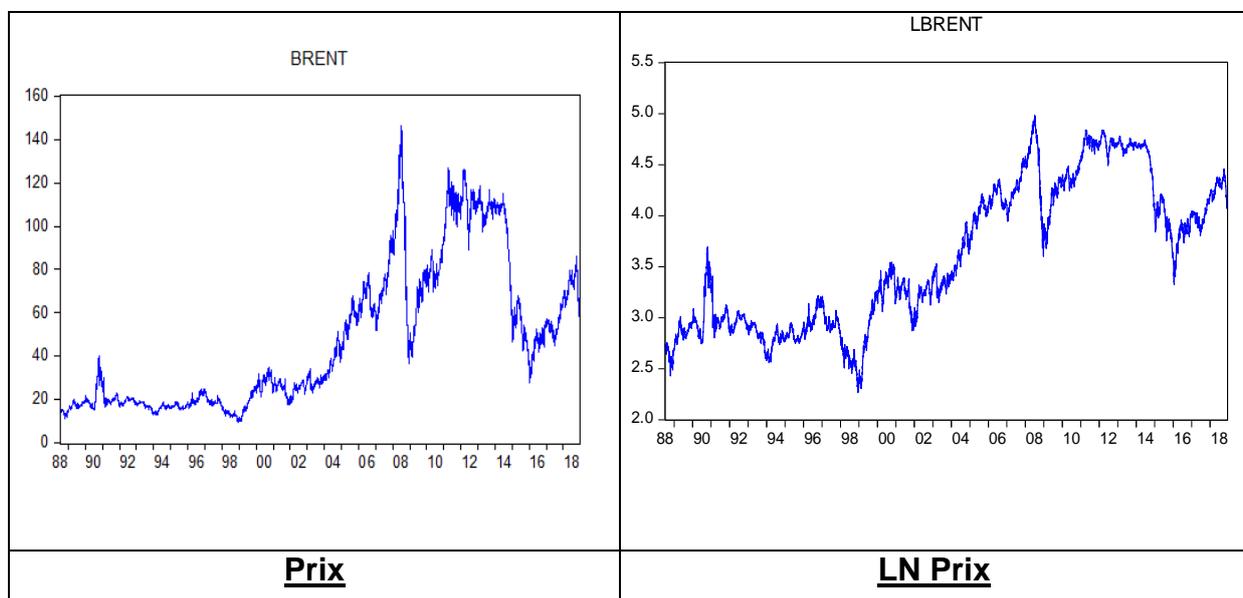
obtenir une prévision. La méthodologie à suivre est un algorithme itératif en cinq étapes (Le schéma suivant s'applique dans le cas univarié).

Transformation de la chronique:

Afin de détecter la saisonnalité et la tendance dans la chronique étudiée, on effectue les tests de Fisher et l'analyse de la variance, il faut calculer les moyennes et écart-types par années et par périodes, la moyenne générale et l'écart-type général grâce au tableau de Buys-Ballot. Ensuite, on procède aux calculs de la somme des carrés et de la variance pour effectuer l'analyse de la variance qui nous dévoile la présence d'une tendance et l'absence d'une saisonnalité.

Application du logarithme sur le cours du pétrole semble judicieuse. En effet, son application va permettre :

- de linéariser la série,
- de réduire l'hétéroscédasticité de l'échantillon,
- d'améliorer la stationnarité du processus,
- de libérer les unités de mesures



Annexe 3 : Résultats des régressions et des tests du modèle Journalier.

3.1 La dynamique du prix du pétrole : une approche discrète probabiliste.

Le but de ce paragraphe est de construire un tableau de contingence ou ils seraient présentés les probabilités de différents augmentations et diminutions du prix de Brent futures afin de mixer par la suite avec la modélisation de ce prix grâce aux modèles à changement de régime.

- **Procédure.**

Le marché pétrolier est connue par sa grande volatilité, l'idée de ce passage est de calculer les probabilités dans le cas discret d'une éventuelle augmentation ou une diminution en construisons un tableau de contingence qui représentera les différentes situations de l'échantillon et permettra de voir si notre modèle autorégressif estimé est en symbiose avec les résultats de notre tableau.

On nomme X et Y le nombre de jours consécutifs d'augmentation et de diminution puis on compte le nombre de chaque cas avec une approche binomiale (1 si oui 0 si non). Par exemple le nombre de fois qu'on assiste à une hausse de trois jours consécutifs. On suppose que nos deux variables sont indépendantes.

- **Tableau de contingence.**

Le tableau suivant représente tous les cas possibles de hausse ou bien de baisse avec les probabilités associée à chaque cas.

y/x	1	2	3	4	5	6	7	8	9	prob
1	0,2697257	0,13551943	0,06487074	0,0357183	0,013657	0,00866694	0,00341425	0,00210108	0,00052527	0,5341987
2	0,12906501	0,06484668	0,03104095	0,01709137	0,00653494	0,00414717	0,00163373	0,00100537	0,00025134	0,25561658
3	0,0607513	0,03052354	0,01461107	0,00804496	0,00307602	0,00195209	0,000769	0,00047323	0,00011831	0,12031952
4	0,02167889	0,01089222	0,00521391	0,00287082	0,00109767	0,0006966	0,00027442	0,00016887	4,2218E-05	0,0429356
5	0,01285608	0,00645934	0,00309197	0,00170246	0,00065094	0,0004131	0,00016274	0,00010014	2,5036E-05	0,02546181
6	0,00554576	0,00278638	0,00133379	0,00073439	0,0002808	0,0001782	7,02E-05	4,32E-05	1,08E-05	0,01098352
7	0,0025208	0,00126654	0,00060627	0,00033382	0,00012764	8,0999E-05	3,1909E-05	1,9636E-05	4,9091E-06	0,00499251
8	0,00201664	0,00101323	0,00048501	0,00026705	0,00010211	6,48E-05	2,5527E-05	1,5709E-05	3,9272E-06	0,00399401
9	0,00050416	0,00025331	0,00012125	6,6763E-05	2,5527E-05	1,62E-05	6,3818E-06	3,9272E-06	9,8181E-07	0,0009985
14	0,00025208	0,00012665	6,0627E-05	3,3382E-05	1,2764E-05	8,0999E-06	3,1909E-06	1,9636E-06	4,9091E-07	0,00049925
Pro	0,50491642	0,25368732	0,12143559	0,06686332	0,02556539	0,01622419	0,00639135	0,00393314	0,00098328	1

Tableau 40 : Tableau de contingence du prix de pétrole.

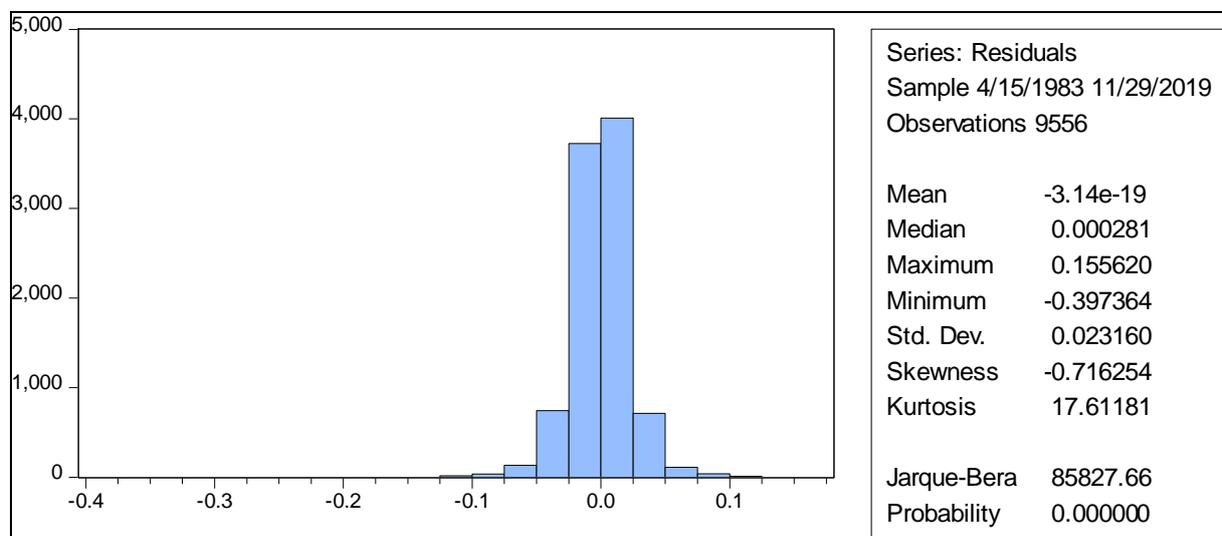
A partir de ce tableau, on remarque que la probabilité de hausse pendant une journée est de 0.5049 alors que celle de deux jours consécutifs est de 0.2536, la probabilité d'une baisse d'une journée est de 0.5341 et celle de deux jours consécutifs est de 0.2556. La probabilité d'une augmentation pendant 3 jours consécutives sachant qu'elle sera suivis d'une diminution

de deux jours est de 0.031 ainsi de suite. Ce tableau permettra de contrôler notre modèle autorégressif.

3.2 Tests sur le modèle AR(3) :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 4/15/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556 afteradjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.73E-05	0.000237	0.283954	0.7765
DLPRIX(-1)	-0.022727	0.010232	-2.221247	0.0264
DLPRIX(-2)	-0.048146	0.010222	-4.709876	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.024021	0.010231	-2.347845	0.0189
R-squared	0.003266	Meandependent var		6.09E-05
Adjusted R-squared	0.002953	S.D. dependent var		0.023198
S.E. of regression	0.023164	Akaike info criterion		-4.692055
Sumsquaredresid	5.155129	Schwarz criterion		-4.689055
Log likelihood	22422.64	Hannan-Quinn criter.		-4.691037
F-statistic	10.43160	Durbin-Watson stat		1.998351
Prob(F-statistic)	0.000001			



Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556
 Q-statistic probabilities adjusted for 3 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.001	0.001	0.0029	0.957
		2	0.001	0.001	0.0055	0.997
		3	-0.001	-0.001	0.0182	0.999
		4	0.021	0.021	4.3819	0.357
		5	-0.025	-0.025	10.576	0.060
		6	-0.024	-0.024	15.991	0.014
		7	0.001	0.001	15.994	0.025
		8	-0.025	-0.026	22.210	0.005
		9	-0.006	-0.005	22.504	0.007
		10	0.003	0.003	22.566	0.012
		11	0.014	0.013	24.427	0.011
		12	-0.002	-0.001	24.461	0.018
		13	0.015	0.014	26.596	0.014

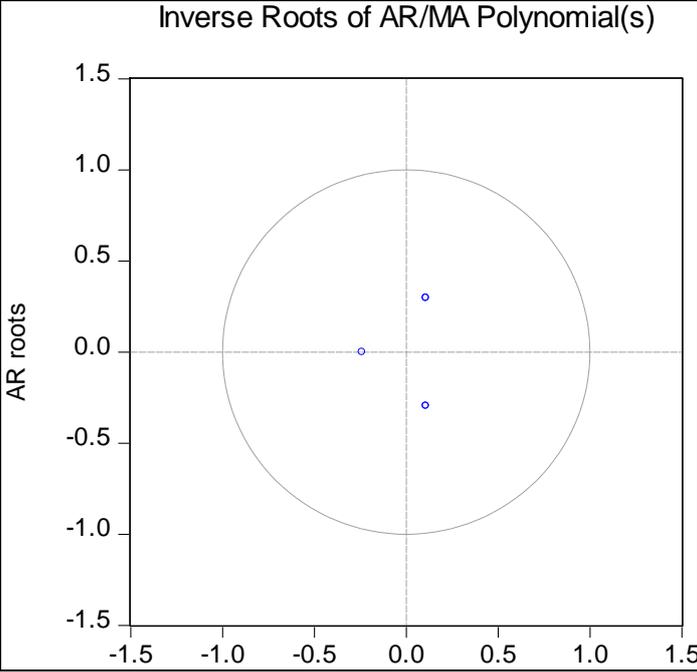
Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.149	0.149	211.23	0.000
		2	0.101	0.081	309.13	0.000
		3	0.170	0.148	585.73	0.000
		4	0.088	0.040	659.06	0.000
		5	0.086	0.048	729.81	0.000
		6	0.051	0.002	755.08	0.000
		7	0.070	0.038	802.08	0.000
		8	0.091	0.055	880.51	0.000
		9	0.070	0.035	927.11	0.000
		10	0.082	0.044	991.65	0.000
		11	0.070	0.024	1038.1	0.000
		12	0.067	0.025	1080.9	0.000
		13	0.059	0.015	1114.5	0.000

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	215.8916	Prob. F(1,9553)	0.0000
Obs*R-squared	211.1646	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

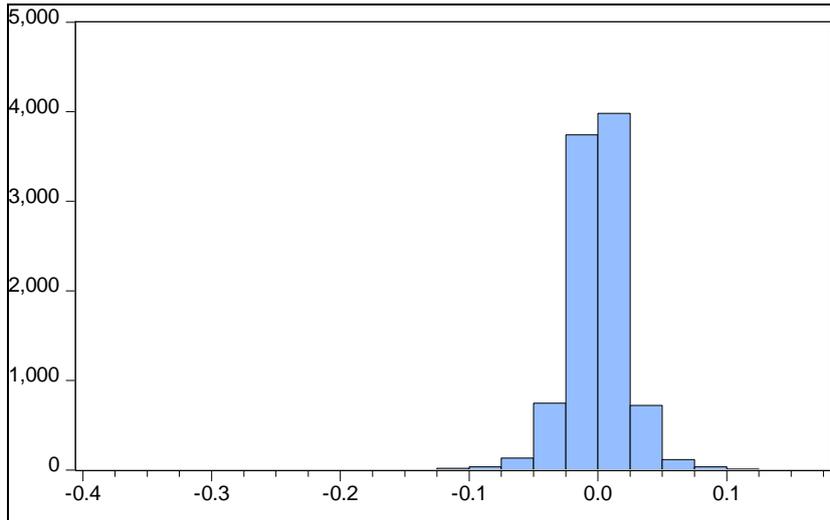
On remarque que les racines sont bien à l'intérieur du cercle le processus est bien stationnaire.



3.3 Tests sur modèle TAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Discrete Threshold Regression
 Sample (adjusted): 4/15/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556 after adjustments
 Selection: Trimming 0.15, , Sig. level 0.05
 Threshold variable: DTXC

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DTXC < 0 -- 4684 obs				
DLPRIX(-1)	-0.042605	0.014101	-3.021503	0.0025
DLPRIX(-2)	-0.041778	0.014152	-2.952023	0.0032
DLPRIX(-3)	-0.063106	0.014852	-4.249039	0.0000
0 <= DTXC -- 4872 obs				
DLPRIX(-1)	-0.001887	0.014853	-0.127020	0.8989
DLPRIX(-2)	-0.056014	0.014769	-3.792554	0.0002
DLPRIX(-3)	0.011253	0.014102	0.798002	0.4249
Non-Threshold Variables				
C	7.91E-05	0.000237	0.334127	0.7383
R-squared	0.005053	Mean dependent var		6.09E-05
Adjusted R-squared	0.004428	S.D. dependent var		0.023198
S.E. of regression	0.023146	Akaike info criterion		-4.693222
Sum squared resid	5.115938	Schwarz criterion		-4.687973
Log likelihood	22431.21	Hannan-Quinn criter.		-4.691441
F-statistic	8.082507	Durbin-Watson stat		1.999043
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals
 Sample 4/15/1983 11/29/2019
 Observations 9556

Mean	4.21e-20
Median	0.000228
Maximum	0.152531
Minimum	-0.391287
Std. Dev.	0.023139
Skewness	-0.678276
Kurtosis	17.16479
Jarque-Bera	80621.44
Probability	0.000000

Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556
 Q-statistic probabilities adjusted for 6 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.000	0.000	0.0004	0.983
		2	0.000	0.000	0.0007	1.000
		3	-0.001	-0.001	0.0129	1.000
		4	0.020	0.020	3.9572	0.412
		5	-0.027	-0.027	10.789	0.056
		6	-0.022	-0.022	15.438	0.017
		7	0.000	0.000	15.439	0.031
		8	-0.026	-0.026	21.835	0.005
		9	-0.006	-0.005	22.170	0.008
		10	0.002	0.002	22.196	0.014
		11	0.015	0.014	24.320	0.011
		12	-0.002	-0.002	24.376	0.018
		13	0.015	0.013	26.391	0.015

Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.161	0.161	246.50	0.000
		2	0.106	0.082	353.86	0.000
		3	0.180	0.157	665.01	0.000
		4	0.092	0.039	746.32	0.000
		5	0.089	0.047	822.00	0.000
		6	0.054	-0.000	849.42	0.000
		7	0.073	0.039	899.82	0.000
		8	0.092	0.054	980.82	0.000
		9	0.072	0.035	1030.5	0.000
		10	0.084	0.043	1098.0	0.000
		11	0.071	0.023	1146.8	0.000
		12	0.069	0.025	1192.3	0.000
		13	0.061	0.015	1228.3	0.000

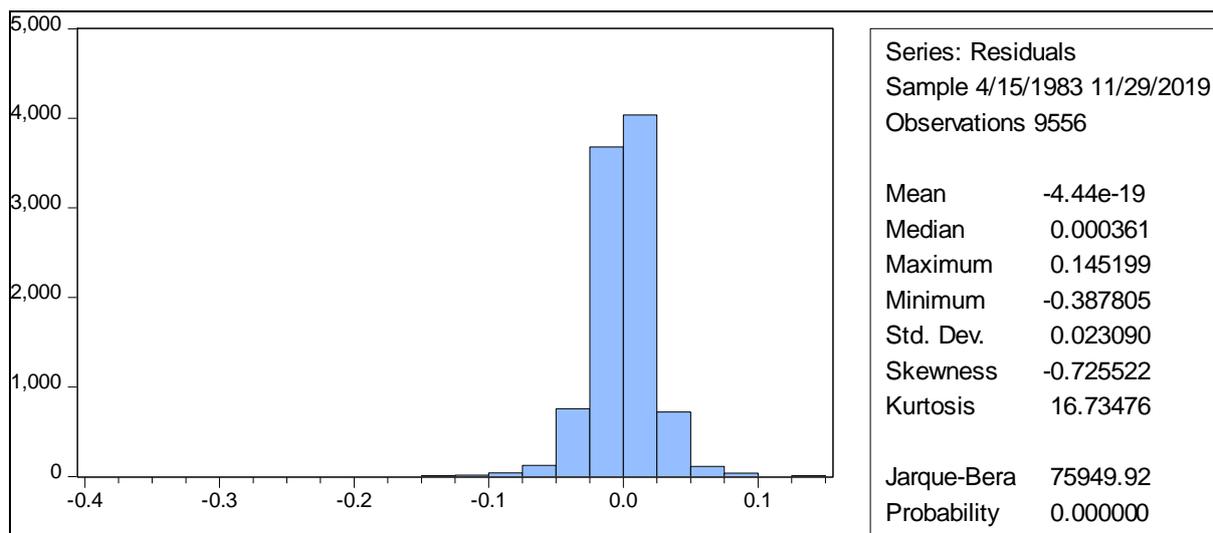
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	252.8963	Prob. F(1,9553)	0.0000
Obs*R-squared	246.4257	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

3.4 Tests sur le Modèle SETAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Discrete Threshold Regression
 Sample (adjusted): 4/15/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556 after adjustments
 Selection: Trimming 0.15, , Sig. level 0.05
 Threshold variable: DLPRIX(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-2) < -0.01377222 -- 1922 obs				
DLPRIX(-1)	-0.089600	0.018837	-4.756516	0.0000
DLPRIX(-2)	-0.070991	0.015701	-4.521396	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.070673	0.018550	-3.809869	0.0001
-0.01377222 <= DLPRIX(-2) < 0.01380012 -- 5643 obs				
DLPRIX(-1)	0.047541	0.015691	3.029918	0.0025
DLPRIX(-2)	-0.043981	0.043947	-1.000763	0.3170
DLPRIX(-3)	0.029711	0.015617	1.902513	0.0571
0.01380012 <= DLPRIX(-2) -- 1991 obs				
DLPRIX(-1)	-0.057790	0.019180	-3.012984	0.0026
DLPRIX(-2)	-0.025156	0.016935	-1.485406	0.1375
DLPRIX(-3)	-0.055961	0.019678	-2.843762	0.0045
Non-Threshold Variables				
C	-0.000251	0.000281	-0.892239	0.3723
R-squared	0.009282	Mean dependent var	6.09E-05	
Adjusted R-squared	0.008348	S.D. dependent var	0.023198	
S.E. of regression	0.023101	Akaike info criterion	-4.696854	
Sum squared resid	5.094190	Schwarz criterion	-4.689356	
Log likelihood	22451.57	Hannan-Quinn criter.	-4.694310	
F-statistic	9.937852	Durbin-Watson stat	1.997857	
Prob(F-statistic)	0.000000			



Test de Normalité sur les résidus de la régression Autorégressif

Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556
 Q-statistic probabilities adjusted for 9 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.001	0.001	0.0061	0.938
		2	-0.002	-0.002	0.0407	0.980
		3	-0.000	-0.000	0.0424	0.998
		4	0.023	0.023	5.1764	0.270
		5	-0.029	-0.029	13.041	0.023
		6	-0.025	-0.025	19.080	0.004
		7	0.001	0.001	19.087	0.008
		8	-0.024	-0.025	24.619	0.002
		9	-0.004	-0.003	24.806	0.003
		10	0.003	0.004	24.915	0.006
		11	0.013	0.011	26.461	0.006
		12	-0.001	-0.000	26.464	0.009
		13	0.017	0.016	29.253	0.006

Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.167	0.167	265.21	0.000
		2	0.098	0.072	356.92	0.000
		3	0.165	0.143	618.11	0.000
		4	0.092	0.042	699.61	0.000
		5	0.092	0.054	780.38	0.000
		6	0.053	0.003	807.65	0.000
		7	0.073	0.040	857.97	0.000
		8	0.090	0.052	935.91	0.000
		9	0.075	0.038	990.15	0.000
		10	0.084	0.044	1058.3	0.000
		11	0.071	0.024	1106.1	0.000
		12	0.069	0.025	1151.6	0.000
		13	0.061	0.015	1187.2	0.000

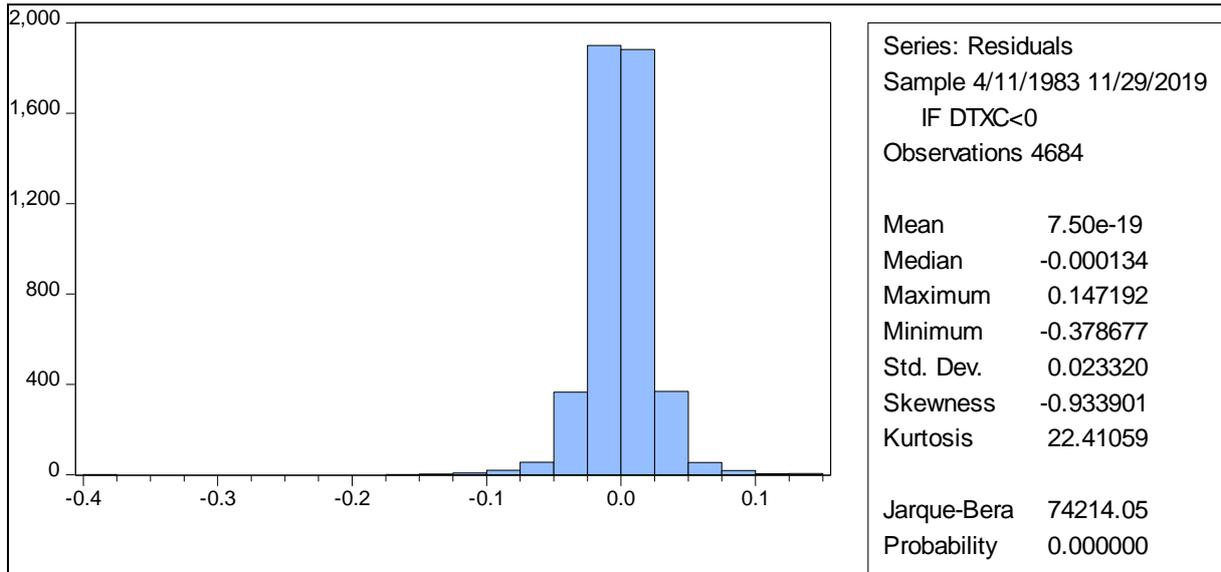
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	272.6425	Prob. F(1,9553)	0.0000
Obs*R-squared	265.1327	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

3.5 Tests sur le modèle NÉTAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Discrete Threshold Regression
 Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC<0
 Included observations: 4684
 Selection: Trimming 0.15, , Sig. level 0.05
 Threshold variable: DLPRIX(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-2) < -0.01804505 -- 702 obs				
DLPRIX(-1)	-0.154741	0.028040	-5.518595	0.0000
DLPRIX(-2)	-0.092353	0.021455	-4.304486	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.128857	0.030026	-4.291469	0.0000
-0.01804505 <= DLPRIX(-2) -- 3982 obs				
DLPRIX(-1)	-0.002395	0.016505	-0.145085	0.8846
DLPRIX(-2)	0.011013	0.002150	0.512022	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.044311	0.017283	-2.563921	0.0104
Non-Threshold Variables				
C	0.001178	0.000383	3.070719	0.0021
R-squared	0.014732	Mean dependent var		0.001706
Adjusted R-squared	0.013468	S.D. dependent var		0.023494
S.E. of regression	0.023335	Akaike info criterion		-4.676246
Sum squared resid	2.546694	Schwarz criterion		-4.666604
Log likelihood	10958.77	Hannan-Quinn criter.		-4.672855
F-statistic	11.65541	Durbin-Watson stat		1.948665
Prob(F-statistic)	0.000000			



Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC<0
Included observations: 4684
Q-statistic probabilities adjusted for 6 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			0.023	0.023	2.4309	0.119
2			0.029	0.028	6.2874	0.043
3			0.010	0.009	6.7732	0.079
4			0.020	0.019	8.7051	0.069
5			-0.002	-0.003	8.7177	0.121
6			-0.011	-0.012	9.2972	0.158
7			0.005	0.006	9.4314	0.223
8			0.001	0.001	9.4349	0.307
9			0.011	0.011	9.9550	0.354
10			0.016	0.016	11.133	0.347
11			0.019	0.018	12.838	0.304
12			-0.008	-0.010	13.167	0.357
13			0.023	0.022	15.724	0.264

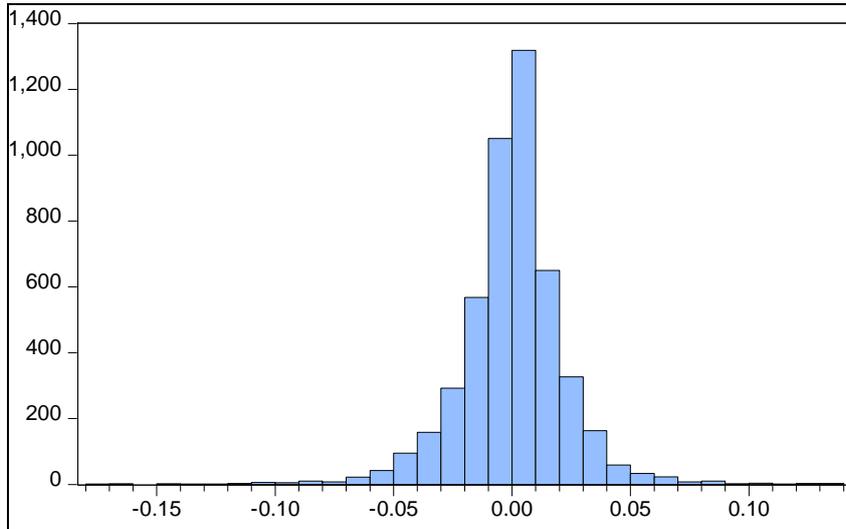
Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC<=0 Included observations: 4684						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.084	0.084	33.089	0.000
		2	0.035	0.029	38.953	0.000
		3	0.021	0.016	41.068	0.000
		4	0.070	0.066	64.017	0.000
		5	0.025	0.013	67.046	0.000
		6	0.023	0.015	69.436	0.000
		7	0.025	0.019	72.418	0.000
		8	0.014	0.005	73.405	0.000
		9	0.019	0.013	75.097	0.000
		10	0.033	0.027	80.127	0.000
		11	0.037	0.028	86.638	0.000
		12	0.037	0.028	93.164	0.000
		13	0.021	0.010	95.174	0.000

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	138.6362	Prob. F(1,2212)	0.0000
Obs*R-squared	130.5777	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Dependent Variable: DLPRIX
Method: Discrete Threshold Regression
Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC>=0
Included observations: 4872
Selection: Trimming 0.15, , Sig. level 0.05
Threshold variable: DLPRIX(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-2) < 0.007732583 -- 3379 obs				
DLPRIX(-1)	0.037874	0.017883	2.117916	0.0342
DLPRIX(-2)	-0.047703	0.023042	-2.070307	0.0385
DLPRIX(-3)	0.004551	0.017164	0.265114	0.7909
0.007732583 <= DLPRIX(-2) -- 1493 obs				
DLPRIX(-1)	-0.079997	0.025288	-3.163393	0.0016
DLPRIX(-2)	-0.065117	0.024134	-2.698194	0.0070
DLPRIX(-3)	0.024419	0.023593	1.034981	0.3007
Non-Threshold Variables				
C	-0.001397	0.000417	-3.352900	0.0008
R-squared	0.006217	Mean dependent var	-0.001521	
Adjusted R-squared	0.004991	S.D. dependent var	0.022801	
S.E. of regression	0.022744	Akaike info criterion	-4.727629	
Sum squared resid	2.516527	Schwarz criterion	-4.718303	
Log likelihood	11523.50	Hannan-Quinn criter.	-4.724356	
F-statistic	5.072380	Durbin-Watson stat	1.943245	
Prob(F-statistic)	0.000034			



Series: Residuals
 Sample 4/11/1983 11/29/2019
 IF DTXC>=0
 Observations 4872

Mean 4.94e-19
 Median 0.000993
 Maximum 0.138527
 Minimum -0.173196
 Std. Dev. 0.022730
 Skewness -0.410435
 Kurtosis 9.519516

Jarque-Bera 8765.117
 Probability 0.000000

Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC>=0
 Included observations: 4872
 Q-statistic probabilities adjusted for 6 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.009	0.009	0.4237	0.515
		2	0.018	0.018	2.0270	0.363
		3	0.012	0.011	2.6787	0.444
		4	0.026	0.025	5.9656	0.202
		5	0.014	0.013	6.8951	0.229
		6	0.023	0.021	9.3915	0.153
		7	0.012	0.011	10.150	0.180
		8	-0.004	-0.006	10.219	0.250
		9	-0.011	-0.012	10.763	0.292
		10	-0.003	-0.004	10.798	0.373
		11	0.011	0.011	11.418	0.409
		12	0.025	0.024	14.370	0.278
		13	0.029	0.028	18.393	0.143

Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC>=0						
Included observations: 4872						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.069	0.069	22.918	0.000
		2	0.064	0.060	43.172	0.000
		3	0.081	0.073	74.880	0.000
		4	0.053	0.040	88.528	0.000
		5	0.080	0.066	119.44	0.000
		6	0.048	0.029	130.64	0.000
		7	0.058	0.040	147.18	0.000
		8	0.063	0.042	166.51	0.000
		9	0.077	0.057	195.77	0.000
		10	0.096	0.072	240.89	0.000
		11	0.072	0.044	266.07	0.000
		12	0.046	0.015	276.50	0.000
		13	0.056	0.025	291.68	0.000

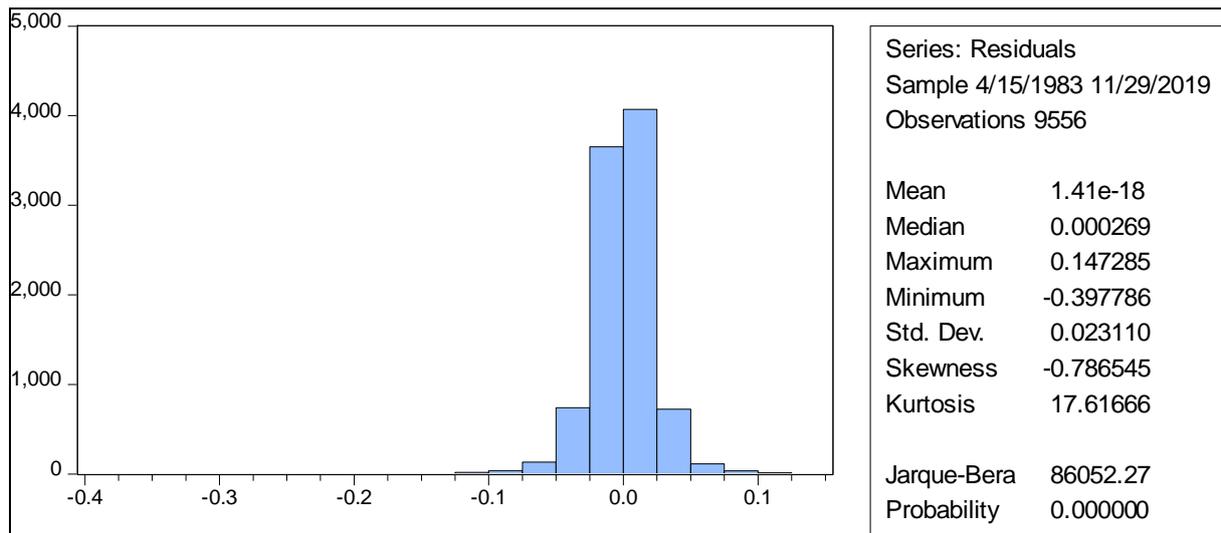
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	50.17259	Prob. F(1,2401)	0.0000
Obs*R-squared	49.18655	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

3.6 Tests modèle LSTAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Smooth Threshold Regression
 Transition function: Logistic
 Sample (adjusted): 4/15/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556 after adjustments
 Threshold variable: DLPRIX(-2)
 Starting values: Grid search with concentrated regression coefficients
 Ordinary standard errors & covariance using outer product of gradients
 Convergence achieved after 13 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	-0.215849	0.080335	-2.686848	0.0072
DLPRIX(-2)	-0.156024	0.030464	-5.121545	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.192019	0.054344	-3.533370	0.0004
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	0.203182	0.083454	2.434658	0.0149
DLPRIX(-2)	0.136911	0.034467	3.972185	0.0001
DLPRIX(-3)	0.181683	0.057335	3.168790	0.0015
Non-Threshold Variables				
C	-9.90E-05	0.000246	-0.401664	0.6879
Slopes				
SLOPE	74.76294	43.17738	1.731530	0.0834
Thresholds				
THRESHOLD	-0.068879	0.012440	-5.536861	0.0000
R-squared	0.007534	Mean dependent var		6.09E-05
Adjusted R-squared	0.006702	S.D. dependent var		0.023198
S.E. of regression	0.023120	Akaike info criterion		-4.695299
Sum squared resid	5.103183	Schwarz criterion		-4.688551
Log likelihood	22443.14	Hannan-Quinn criter.		-4.693010
F-statistic	9.058592	Durbin-Watson stat		1.998732
Prob(F-statistic)	0.000000			



Sample: 4/11/1983 11/29/2019
Included observations: 9556
Q-statistic probabilities adjusted for 3 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.000	0.000	0.0013	0.972
		2	0.001	0.001	0.0204	0.990
		3	-0.001	-0.001	0.0234	0.999
		4	0.023	0.023	5.1062	0.277
		5	-0.026	-0.026	11.645	0.040
		6	-0.026	-0.027	18.343	0.005
		7	-0.002	-0.002	18.384	0.010
		8	-0.025	-0.026	24.463	0.002
		9	-0.004	-0.002	24.583	0.003
		10	-0.001	-0.000	24.589	0.006
		11	0.015	0.013	26.641	0.005
		12	0.001	0.002	26.655	0.009
		13	0.017	0.016	29.540	0.005

Sample: 4/11/1983 11/29/2019						
Included observations: 9556						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.142	0.142	191.99	0.000
		2	0.076	0.057	247.07	0.000
		3	0.136	0.121	424.77	0.000
		4	0.088	0.053	499.63	0.000
		5	0.085	0.055	568.79	0.000
		6	0.049	0.010	591.93	0.000
		7	0.065	0.037	632.36	0.000
		8	0.093	0.061	715.04	0.000
		9	0.071	0.036	763.01	0.000
		10	0.080	0.046	824.08	0.000
		11	0.067	0.025	867.41	0.000
		12	0.062	0.023	904.48	0.000
		13	0.060	0.020	939.15	0.000

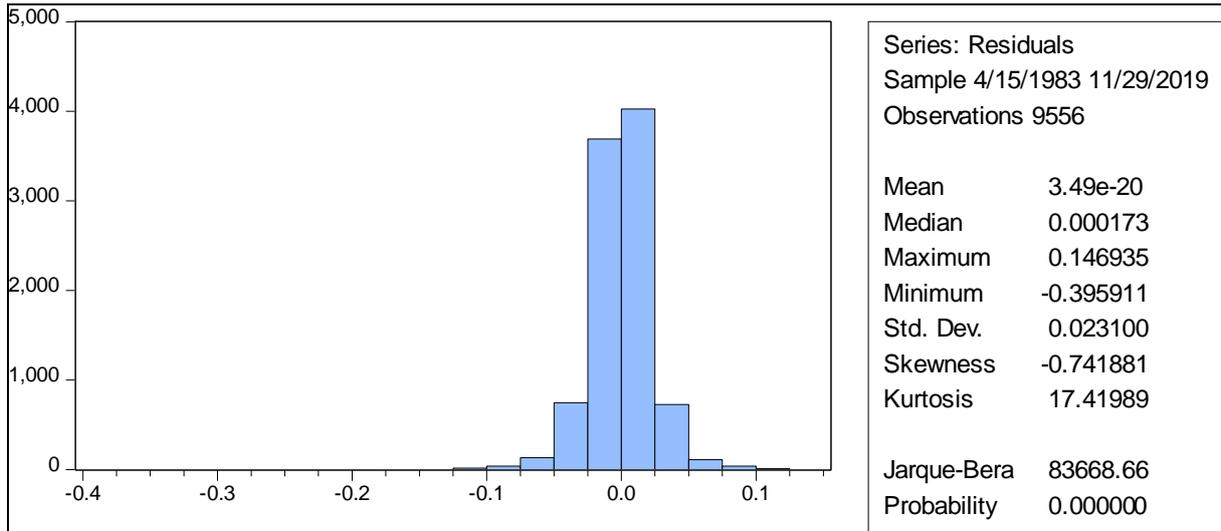
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	195.8175	Prob. F(1,9553)	0.0000
Obs*R-squared	191.9244	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

3.7 Tests sur le modèle ESTAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Smooth Threshold Regression
 Transition function: Exponential
 Sample (adjusted): 4/15/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556 after adjustments
 Threshold variable: DLPRIX(-2)
 Starting values: Grid search with concentrated regression coefficients
 Ordinary standard errors & covariance using outer product of gradients
 Convergence achieved after 7 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	0.016104	0.013728	1.173078	0.2408
DLPRIX(-2)	0.005507	0.018287	0.301176	0.7633
DLPRIX(-3)	-0.006696	0.012567	-0.532833	0.5942
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	-0.255354	0.072971	-3.499404	0.0005
DLPRIX(-2)	-0.141651	0.033394	-4.241739	0.0000
DLPRIX(-3)	-0.119371	0.048891	-2.441591	0.0146
Non-Threshold Variables				
C	-0.000132	0.000252	-0.523377	0.6007
Slopes				
SLOPE	151.7258	71.07421	2.134752	0.0328
Thresholds				
THRESHOLD	0.011374	0.005512	2.063479	0.0391
R-squared	0.008391	Mean dependent var		6.09E-05
Adjusted R-squared	0.007560	S.D. dependent var		0.023198
S.E. of regression	0.023110	Akaike info criterion		-4.696164
Sum squared resid	5.098774	Schwarz criterion		-4.689416
Log likelihood	22447.27	Hannan-Quinn criter.		-4.693874
F-statistic	10.09844	Durbin-Watson stat		2.000736
Prob(F-statistic)	0.000000			



Sample: 4/11/1983 11/29/2019
Included observations: 9556
Q-statistic probabilities adjusted for 3 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1			-0.001	-0.001	0.0039	0.950
2			0.000	0.000	0.0039	0.998
3			-0.000	-0.000	0.0049	1.000
4			0.022	0.022	4.4567	0.348
5			-0.027	-0.027	11.497	0.042
6			-0.026	-0.026	18.123	0.006
7			-0.000	-0.000	18.124	0.011
8			-0.027	-0.028	25.163	0.001
9			-0.004	-0.003	25.352	0.003
10			-0.001	-0.000	25.355	0.005
11			0.011	0.009	26.496	0.005
12			0.000	0.001	26.497	0.009
13			0.017	0.016	29.216	0.006

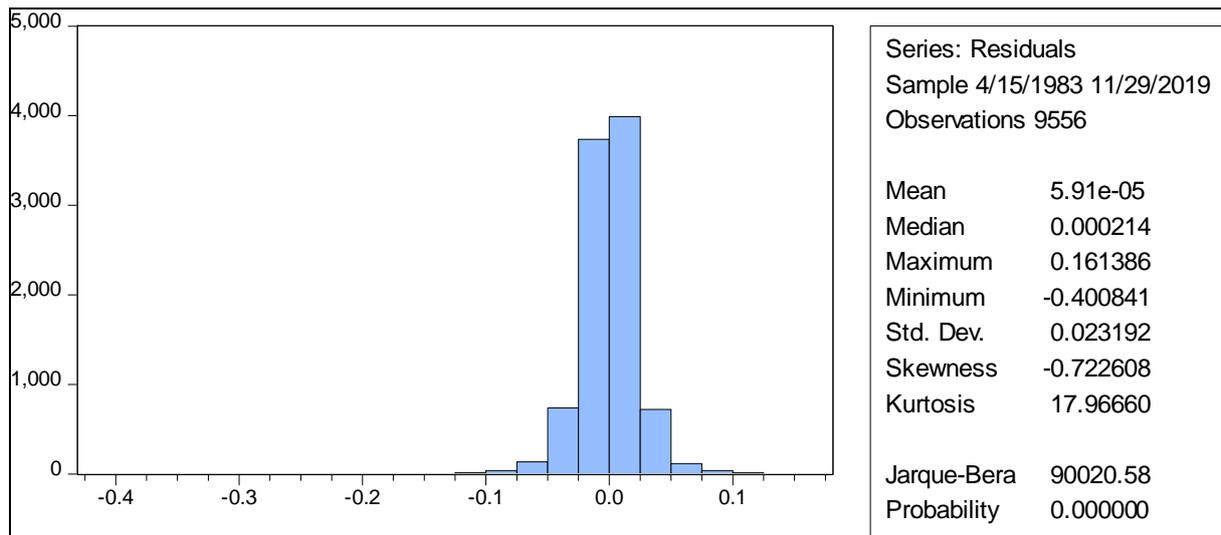
Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.162	0.162	249.40	0.000
		2	0.080	0.055	310.13	0.000
		3	0.154	0.137	536.10	0.000
		4	0.079	0.033	595.50	0.000
		5	0.085	0.056	664.68	0.000
		6	0.050	0.005	688.29	0.000
		7	0.066	0.039	729.70	0.000
		8	0.092	0.058	810.60	0.000
		9	0.073	0.038	861.49	0.000
		10	0.078	0.041	920.08	0.000
		11	0.068	0.025	964.61	0.000
		12	0.066	0.026	1006.3	0.000
		13	0.058	0.015	1038.0	0.000

3.8 Tests sur le modèle à changement Markovien :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)
 Sample (adjusted): 4/15/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556 after adjustments
 Number of states: 2
 Initial probabilities obtained from ergodic solution
 Standard errors & covariance computed using observed Hessian
 Random search: 25 starting values with 10 iterations using 1 standard deviation (rng=kn, seed=863213125)
 Convergence achieved after 22 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
DLPRIX(-1)	-0.619659	0.046537	-13.31532	0.0000
DLPRIX(-2)	-0.781261	0.058103	-13.44618	0.0000
DLPRIX(-3)	-1.083303	0.054199	-19.98739	0.0000
Regime 2				
DLPRIX(-1)	0.038742	0.010710	3.617256	0.0003
DLPRIX(-2)	0.017321	0.010938	1.583560	0.1133
DLPRIX(-3)	0.058015	0.011050	5.250263	0.0000
Common				
C	6.43E-06	0.000224	0.028689	0.9771
LOG(SIGMA)	-3.853882	0.007840	-491.5706	0.0000
Transition Matrix Parameters				
P11-C	-1.773599	0.342279	-5.181731	0.0000
P21-C	-2.862202	0.145983	-19.60642	0.0000
Mean dependent var	6.09E-05	S.D. dependent var	0.023198	
S.E. of regression	0.023201	Sum squared resid	5.139408	
Durbin-Watson stat	2.039482	Log likelihood	22817.34	
Akaike info criterion	-4.773407	Schwarz criterion	-4.765909	
Hannan-Quinn criter.	-4.770863			



Test de Normalité sur les résidus de la régression Autorégressif

Sample: 4/11/1983 11/29/2019
Included observations: 9556
Q-statistic probabilities adjusted for 3 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			-0.020	-0.020	3.8304	0.050
2			-0.017	-0.018	6.6308	0.036
3			-0.013	-0.014	8.3516	0.039
4			0.018	0.018	11.600	0.021
5			-0.026	-0.026	18.062	0.003
6			-0.023	-0.024	23.237	0.001
7			0.001	-0.001	23.243	0.002
8			-0.025	-0.027	29.284	0.000
9			-0.007	-0.008	29.718	0.000
10			0.003	0.002	29.793	0.001
11			0.014	0.012	31.584	0.001
12			-0.003	-0.002	31.681	0.002
13			0.015	0.014	33.796	0.001

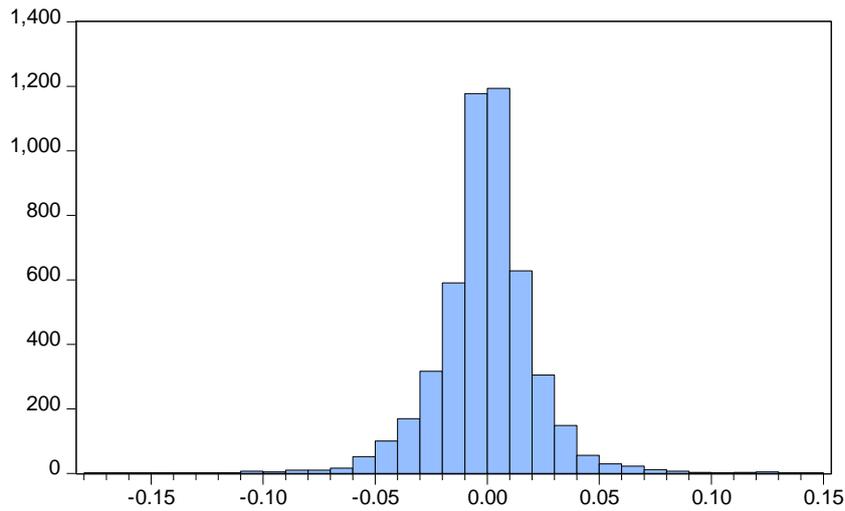
Sample: 4/11/1983 11/29/2019
 Included observations: 9556

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
			1	0.158	0.158	238.32	0.000
			2	0.108	0.085	350.25	0.000
			3	0.175	0.151	643.59	0.000
			4	0.089	0.037	719.62	0.000
			5	0.084	0.043	786.85	0.000
			6	0.051	0.001	811.90	0.000
			7	0.069	0.037	857.23	0.000
			8	0.091	0.056	935.73	0.000
			9	0.069	0.033	981.18	0.000
			10	0.080	0.041	1041.9	0.000
			11	0.070	0.023	1088.4	0.000
			12	0.066	0.024	1130.7	0.000
			13	0.059	0.015	1163.7	0.000

3.9 Tests sur modèle NeST/TAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Smooth Threshold Regression
 Transition function: Exponential
 Date: 08/24/20 Time: 00:26
 Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC>=0
 Included observations: 4872
 Threshold variable: DLPRIX(-1)
 Starting values: Grid search with concentrated regression coefficients
 Ordinary standard errors & covariance using outer product of gradients
 Convergence achieved after 14 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	0.098743	0.028830	3.425036	0.0006
DLPRIX(-2)	0.044404	0.041988	1.057532	0.2903
DLPRIX(-3)	0.193237	0.052013	3.715187	0.0002
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	-0.276524	0.071352	-3.875473	0.0001
DLPRIX(-2)	-0.261836	0.098466	-2.659158	0.0079
DLPRIX(-3)	-0.447439	0.110266	-4.057828	0.0001
Slopes				
SLOPE	49.44715	28.36788	1.743069	0.0814
Thresholds				
THRESHOLD	-0.096935	0.022825	-4.246951	0.0000
R-squared	0.013558	Mean dependent var		-0.001521
Adjusted R-squared	0.012138	S.D. dependent var		0.022801
S.E. of regression	0.022662	Akaike info criterion		-4.734633
Sum squared resid	2.497939	Schwarz criterion		-4.723974
Log likelihood	11541.57	Hannan-Quinn criter.		-4.730892
Durbin-Watson stat	1.974647			



Series: Residuals
 Sample 4/11/1983 11/29/2019
 IF DTXC>=0
 Observations 4872

Mean -0.000853
 Median -9.41e-05
 Maximum 0.140524
 Minimum -0.175775
 Std. Dev. 0.022629
 Skewness -0.333351
 Kurtosis 9.340202

Jarque-Bera 8250.458
 Probability 0.000000

Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC>=0
 Included observations: 4872
 Q-statistic probabilities adjusted for 3 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1			0.006	0.006	0.1822	0.669
2			0.013	0.013	1.0635	0.588
3			0.005	0.004	1.1692	0.760
4			0.018	0.018	2.7771	0.596
5			0.014	0.013	3.6702	0.598
6			0.019	0.019	5.4648	0.486
7			0.013	0.013	6.3182	0.503
8			-0.002	-0.003	6.3461	0.609
9			-0.011	-0.012	6.9048	0.647
10			-0.005	-0.005	7.0127	0.724
11			0.006	0.005	7.1938	0.783
12			0.022	0.022	9.6464	0.647
13			0.028	0.028	13.490	0.411

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	45.56916	Prob. F(1,2401)	0.0000
Obs*R-squared	44.75765	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Smooth Threshold Linearity Tests

Sample: 4/11/1983 11/29/2019 IF DTXC>=0

Included observations: 4872

Test for nonlinearity using DLPRIX(-1) as the threshold variable

Taylor series alternatives: $b_0 + b_1*s [+ b_2*s^2 + b_3*s^3 + b_4*s^4]$

Null Hypothesis	Linearity Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H04: $b_1=b_2=b_3=b_4=0$	11.43428	(12, 4857)	0.0000
H03: $b_1=b_2=b_3=0$	12.51690	(9, 4860)	0.0000
H02: $b_1=b_2=0$	12.21316	(6, 4863)	0.0000
H01: $b_1=0$	23.18755	(3, 4866)	0.0000

The H0i test uses the i-th order Taylor expansion ($b_j=0$ for all $j>i$).

Null Hypothesis	TerasvirtaSequential Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H3: $b_3=0$	0.500030	(4, 248)	0.7357
H2: $b_2=0 b_3=0$	8.406526	(4, 252)	0.0000
H1: $b_1=0 b_2=b_3=0$	1.626396	(4, 256)	0.1680

All tests are based on the third-order Taylor expansion ($b_4=0$).

Linear model is rejected at the 5% level using H03.

Recommended model: exponential.

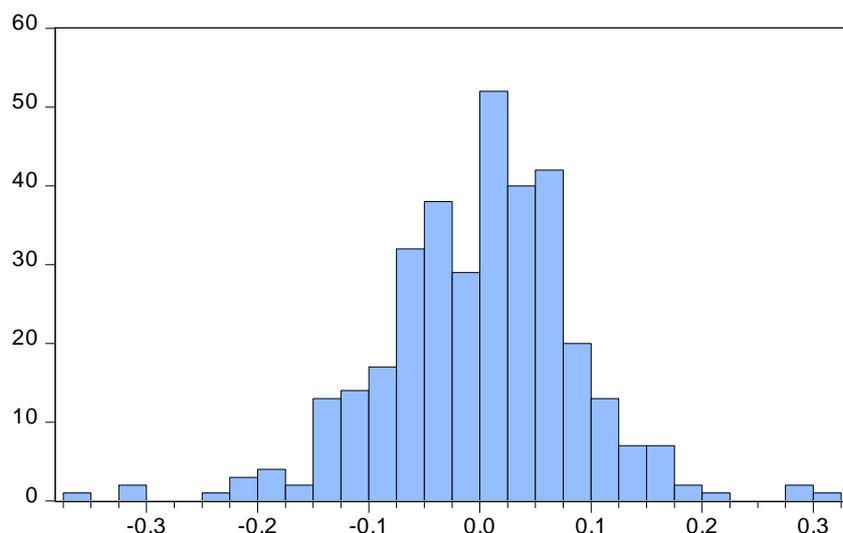
. $\Pr(H_2) < \Pr(H_3)$ and $\Pr(H_2) < \Pr(H_1)$

Annexe 4 : Résultats des régressions et des tests du modèle pour la fréquence mensuelle :

4.1 Modèle linéaire :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1990M06 2018M12
 Included observations: 343 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-1)	0.191766	0.052733	3.636558	0.0003
DLPRIX(-2)	-0.007154	0.054096	-0.132239	0.8949
DLPRIX(-3)	-0.011171	0.054515	-0.204908	0.8378
DLPRIX(-4)	-0.127886	0.053296	-2.399545	0.0170
DLCONS_SA	0.609603	0.229254	2.659076	0.0082
DLPROD_SA	-1.091777	0.405339	-2.693494	0.0074
DTXC	-0.761800	0.200319	-3.802937	0.0002
C	0.003380	0.004814	0.702162	0.4831
R-squared	0.111114	Mean dependent var		0.003492
Adjusted R-squared	0.092540	S.D. dependent var		0.093268
S.E. of regression	0.088848	Akaike info criterion		-1.980741
Sum squared resid	2.644456	Schwarz criterion		-1.891231
Log likelihood	347.6970	Hannan-Quinn criter.		-1.945086
F-statistic	5.982291	Durbin-Watson stat		2.008334
Prob(F-statistic)	0.000001			



Series: Residuals	
Sample 1990M06 2018M12	
Observations 343	
Mean	-3.03e-18
Median	0.007540
Maximum	0.321524
Minimum	-0.358263
Std. Dev.	0.087934
Skewness	-0.251558
Kurtosis	4.653920
Jarque-Bera	42.71173
Probability	0.000000

Sample: 1990M01 2018M12
 Included observations: 343
 Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.005	-0.005	0.0085	0.927
		2	-0.006	-0.006	0.0201	0.990
		3	-0.003	-0.003	0.0239	0.999
		4	0.005	0.004	0.0311	1.000
		5	-0.061	-0.061	1.3260	0.932
		6	0.070	0.070	3.0442	0.803
		7	-0.100	-0.101	6.5835	0.473
		8	-0.024	-0.023	6.7863	0.560
		9	0.008	0.008	6.8088	0.657
		10	0.007	0.002	6.8282	0.742
		11	0.147	0.159	14.523	0.205
		12	-0.064	-0.086	15.976	0.192
		13	-0.082	-0.070	18.412	0.143

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	8.958427	Prob. F(1,340)	0.0030
Obs*R-squared	8.779791	Prob. Chi-Square(1)	0.0030

BDS Test for RESID

Sample: 1990M01 2018M12

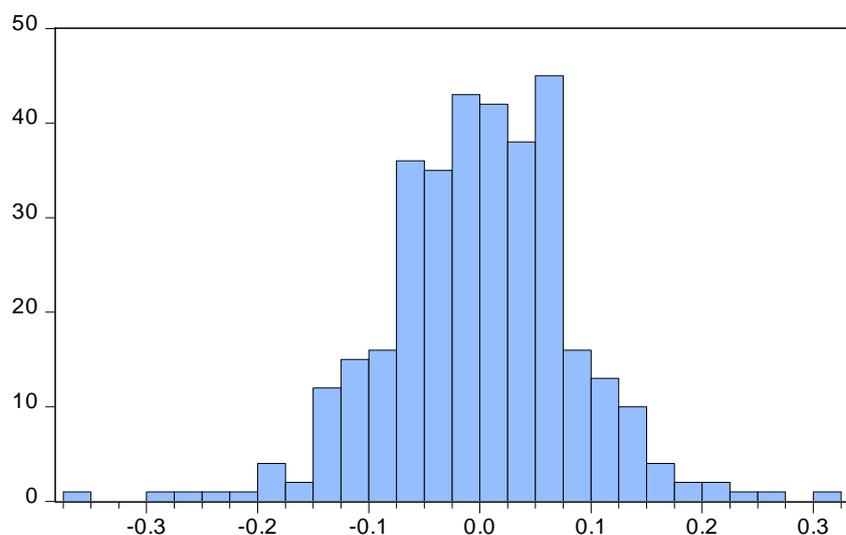
Included observations: 348

<u>Dimension</u>	<u>BDS Statistic</u>	<u>Std. Error</u>	<u>z-Statistic</u>	<u>Prob.</u>
2	0.014895	0.004233	3.518495	0.0004
3	0.023545	0.006740	3.493381	0.0005
4	0.034893	0.008040	4.340183	0.0000
5	0.044690	0.008393	5.324500	0.0000
6	0.052647	0.008107	6.493856	0.0000

4.2 Modèle TAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Discrete Threshold Regression
 Sample (adjusted): 1990M06 2018M12
 Included observations: 343 after adjustments
 Selection: Trimming 0.15, , Sig. level 0.05
 Threshold variable: RATIO

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RATIO < 3.052808 -- 268 obs				
DLPRIX(-1)	0.260376	0.060977	4.270078	0.0000
DLPRIX(-2)	0.113403	0.065601	1.728685	0.0848
DLPRIX(-3)	-0.052464	0.066412	-0.789981	0.4301
DLPRIX(-4)	-0.166445	0.061283	-2.716006	0.0070
3.052808 <= RATIO -- 75 obs				
DLPRIX(-1)	0.005831	0.098262	0.059344	0.9527
DLPRIX(-2)	-0.231829	0.089703	-2.584411	0.0102
DLPRIX(-3)	0.012137	0.091163	0.133135	0.8942
DLPRIX(-4)	0.002755	0.099180	0.027782	0.9779
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.524740	0.225927	2.322612	0.0208
DLPROD_SA	-0.969980	0.398247	-2.435623	0.0154
DTXC	-0.757702	0.195824	-3.869299	0.0001
C	0.003862	0.004726	0.817163	0.4144
R-squared	0.161808	Mean dependent var		0.003492
Adjusted R-squared	0.133952	S.D. dependent var		0.093268
S.E. of regression	0.086797	Akaike info criterion		-2.016139
Sum squared resid	2.493640	Schwarz criterion		-1.881874
Log likelihood	357.7679	Hannan-Quinn criter.		-1.962657
F-statistic	5.808863	Durbin-Watson stat		2.003492
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 1990M06 2018M12	
Observations 343	
Mean	-5.33e-18
Median	0.000988
Maximum	0.307832
Minimum	-0.357145
Std. Dev.	0.085389
Skewness	-0.193803
Kurtosis	4.426015
Jarque-Bera	31.20952
Probability	0.000000

Sample: 1990M01 2018M12						
Included observations: 343						
Q-statistic probabilities adjusted for 8 dynamic regressors						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.002	-0.002	0.0013	0.971
		2	-0.009	-0.009	0.0285	0.986
		3	-0.019	-0.019	0.1571	0.984
		4	0.021	0.021	0.3065	0.989
		5	-0.085	-0.085	2.8155	0.728
		6	0.044	0.044	3.4901	0.745
		7	-0.092	-0.094	6.4713	0.486
		8	-0.009	-0.011	6.5013	0.591
		9	0.016	0.019	6.5878	0.680
		10	0.012	-0.001	6.6392	0.759
		11	0.131	0.145	12.742	0.311
		12	-0.042	-0.063	13.379	0.342
		13	-0.092	-0.084	16.427	0.227

Ramsey RESET Test

Equation: UNTITLED

Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO -4) @NV DLCONS_SA DLPROD_SA

DTXC C @THRESH RATIO

Omitted Variables: Squares of fitted values

	Value	df	Probability
t-statistic	0.908920	330	0.3641
F-statistic	0.826135	(1, 330)	0.3641
Likelihood ratio	0.857606	1	0.3544

F-test summary:

	Sum of Sq.	df	Mean Squares
Test SSR	0.006227	1	0.006227
Restricted SSR	2.493640	331	0.007534
Unrestricted SSR	2.487413	330	0.007538

LR test summary:

	Value
Restricted LogL	357.7679
Unrestricted LogL	358.1967

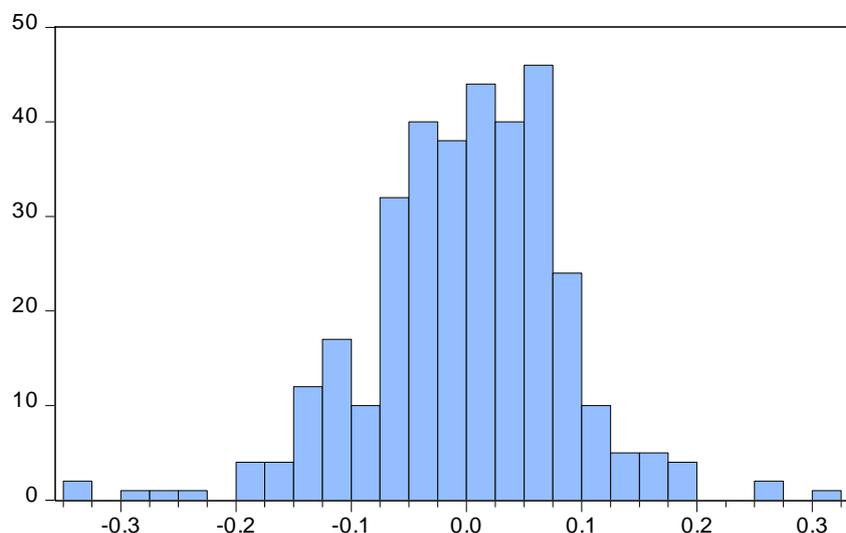
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	3.846176	Prob. F(1,340)	0.0507
Obs*R-squared	3.825525	Prob. Chi-Square(1)	0.0505

4.3 Modèle SETAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Discrete Threshold Regression
 Sample (adjusted): 1990M06 2018M12
 Included observations: 343 after adjustments
 Selection: Trimming 0.15, , Sig. level 0.05
 Threshold variable: DLPRIX(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-2) < 0.02772869 -- 201 obs				
DLPRIX(-1)	0.292856	0.066352	4.413637	0.0000
DLPRIX(-2)	0.046662	0.091013	0.512697	0.6085
DLPRIX(-3)	0.011683	0.071058	0.164418	0.8695
DLPRIX(-4)	-0.022324	0.065521	-0.340714	0.7335
0.02772869 <= DLPRIX(-2) -- 142 obs				
DLPRIX(-1)	0.017584	0.083374	0.210899	0.8331
DLPRIX(-2)	-0.022548	0.095191	-0.236869	0.8129
DLPRIX(-3)	-0.091531	0.081969	-1.116657	0.2650
DLPRIX(-4)	-0.325569	0.087527	-3.719644	0.0002
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.583907	0.226793	2.574628	0.0105
DLPROD_SA	-1.075959	0.403177	-2.668703	0.0080
DTXC	-0.767451	0.196937	-3.896948	0.0001
C	0.007421	0.006839	1.085131	0.2787
R-squared	0.155810	Mean dependent var	0.003492	
Adjusted R-squared	0.127756	S.D. dependent var	0.093268	
S.E. of regression	0.087107	Akaike info criterion	-2.009009	
Sum squared resid	2.511483	Schwarz criterion	-1.874744	
Log likelihood	356.5451	Hannan-Quinn criter.	-1.955527	
F-statistic	5.553809	Durbin-Watson stat	1.998802	
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 1990M06 2018M12	
Observations 343	
Mean	-2.43e-19
Median	0.003611
Maximum	0.320049
Minimum	-0.327782
Std. Dev.	0.085694
Skewness	-0.283336
Kurtosis	4.788373
Jarque-Bera	50.29802
Probability	0.000000

Sample: 1990M01 2018M12
Included observations: 343
Q-statistic probabilities adjusted for 8 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.000	0.000	2.E-05	0.996
		2	-0.000	-0.000	5.E-05	1.000
		3	0.019	0.019	0.1205	0.989
		4	-0.018	-0.018	0.2321	0.994
		5	-0.058	-0.058	1.4197	0.922
		6	0.050	0.050	2.2912	0.891
		7	-0.086	-0.086	4.8905	0.673
		8	-0.016	-0.013	4.9789	0.760
		9	0.020	0.016	5.1217	0.824
		10	-0.019	-0.018	5.2473	0.874
		11	0.127	0.132	10.958	0.447
		12	-0.060	-0.078	12.234	0.427
		13	-0.087	-0.079	14.944	0.311

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	5.123424	Prob. F(1,340)	0.0242
Obs*R-squared	5.077057	Prob. Chi-Square(1)	0.0242

Ramsey RESET Test

Equation: UNTITLED

Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO -4) @NV DLCONS_SA DLPROD_SA
DTXC C @THRESH 2

Omitted Variables: Squares of fitted values

	Value	df	Probability
t-statistic	0.210286	330	0.8336
F-statistic	0.044220	(1, 330)	0.8336
Likelihood ratio	0.045959	1	0.8303

F-test summary:

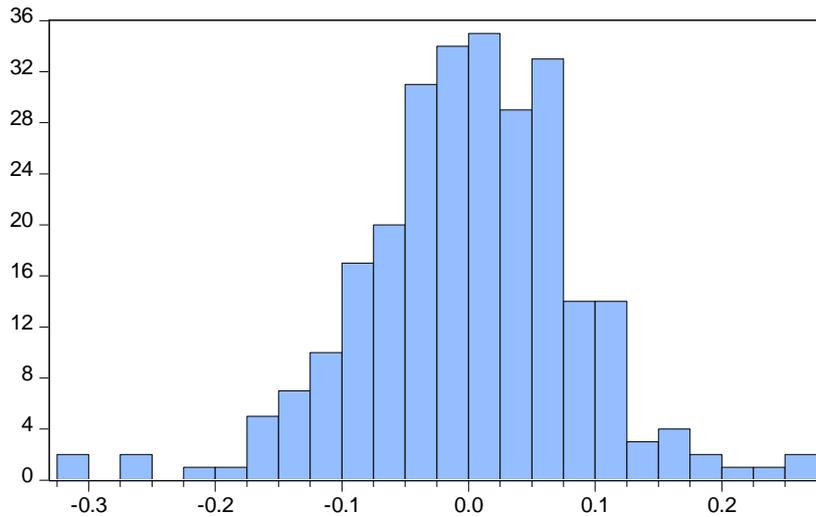
	Sum of Sq.	df	Mean Squares
Test SSR	0.000336	1	0.000336
Restricted SSR	2.511483	331	0.007588
Unrestricted SSR	2.511147	330	0.007610

LR test summary:

4.4 Modèle NeTAR:

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Discrete Threshold Regression
 Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO<3.052808
 Included observations: 268
 Threshold variable: DLPRIX(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-2) < 0.03036536 -- 159 obs				
DLPRIX(-1)	0.336544	0.078844	4.268449	0.0000
DLPRIX(-2)	0.100436	0.108803	0.923102	0.3568
DLPRIX(-3)	-0.049786	0.089690	-0.555084	0.5793
DLPRIX(-4)	-0.037458	0.079157	-0.473210	0.6365
0.03036536 <= DLPRIX(-2) -- 109 obs				
DLPRIX(-1)	0.104416	0.102479	1.018899	0.3092
DLPRIX(-2)	0.165860	0.127930	1.296489	0.1960
DLPRIX(-3)	-0.153739	0.107453	-1.430748	0.1537
DLPRIX(-4)	-0.382025	0.100655	-3.795389	0.0002
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.381952	0.269552	1.416987	0.1577
DLPROD_SA	-0.919746	0.466175	-1.972965	0.0496
DTXC	-0.902950	0.231675	-3.897490	0.0001
C	0.003798	0.007981	0.475908	0.6345
R-squared	0.199108	Mean dependent var		0.003767
Adjusted R-squared	0.164695	S.D. dependent var		0.096086
S.E. of regression	0.087818	Akaike info criterion		-1.983352
Sum squared resid	1.974283	Schwarz criterion		-1.822562
Log likelihood	277.7692	Hannan-Quinn criter.		-1.918771
F-statistic	5.785795	Durbin-Watson stat		1.843910
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 1990M01 2018M12 IF	
RATIO<3.052808	
Observations 268	
Mean	3.99e-18
Median	0.004077
Maximum	0.257569
Minimum	-0.322139
Std. Dev.	0.085990
Skewness	-0.341903
Kurtosis	4.511707
Jarque-Bera	30.74013
Probability	0.000000

Test de Normalité sur les résidus de la régression Autorégressif

Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO<3.052808						
Included observations: 268						
Q-statistic probabilities adjusted for 8 dynamic regressors						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1 0.011	0.011	0.0304	0.862	
		2 0.010	0.009	0.0551	0.973	
		3 -0.010	-0.010	0.0806	0.994	
		4 0.062	0.062	1.1320	0.889	
		5 -0.077	-0.079	2.7646	0.736	
		6 0.012	0.013	2.8042	0.833	
		7 -0.065	-0.063	3.9706	0.783	
		8 -0.032	-0.036	4.2605	0.833	
		9 -0.027	-0.016	4.4659	0.878	
		10 0.002	-0.006	4.4670	0.924	
		11 0.084	0.095	6.4313	0.843	
		12 -0.059	-0.069	7.4071	0.830	
		13 -0.042	-0.043	7.9163	0.849	

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	3.942448	Prob. F(1,238)	0.0482
Obs*R-squared	3.910796	Prob. Chi-Square(1)	0.0480

Ramsey RESET Test
Equation: UNTITLED
Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO -4) @NV DLCONS_SA DLPROD_SA
DTXC C @THRESH 2
Omitted Variables: Squares of fitted values

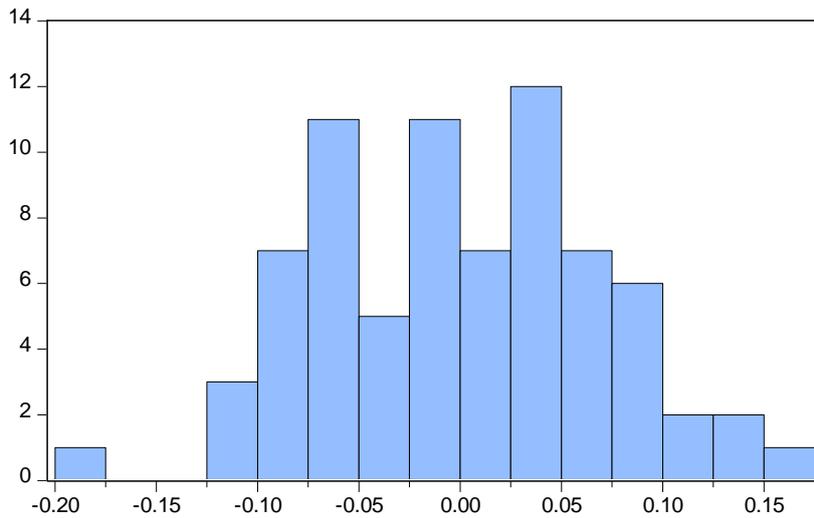
	Value	df	Probability
t-statistic	0.653804	255	0.5138
F-statistic	0.427459	(1, 255)	0.5138
Likelihood ratio	0.448875	1	0.5029

F-test summary:

	Sum of Sq.	df	Mean Squares
Test SSR	0.003304	1	0.003304
Restricted SSR	1.974283	256	0.007712
Unrestricted SSR	1.970979	255	0.007729

Dependent Variable: DLPRIX
Method: Discrete Threshold Regression
Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO>=3.052808
Included observations: 75
Threshold variable: DLPRIX(-4)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-4) < 0.05291577 -- 51 obs				
DLPRIX(-1)	-0.000767	0.104607	-0.007330	0.9942
DLPRIX(-2)	-0.208335	0.112033	-1.859592	0.0676
DLPRIX(-3)	0.149304	0.107034	1.394926	0.1679
DLPRIX(-4)	0.009656	0.147321	0.065547	0.9479
0.05291577 <= DLPRIX(-4) -- 24 obs				
DLPRIX(-1)	-0.260494	0.196572	-1.325186	0.1899
DLPRIX(-2)	-0.211488	0.122357	-1.728453	0.0888
DLPRIX(-3)	-0.412263	0.178475	-2.309923	0.0242
DLPRIX(-4)	0.291630	0.185164	1.574983	0.1203
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.982822	0.425013	2.312453	0.0240
DLPROD_SA	-1.110629	0.796762	-1.393929	0.1682
DTXC	-0.666326	0.369634	-1.802662	0.0762
C	0.004207	0.012322	0.341384	0.7340
R-squared	0.297464	Mean dependent var		0.002510
Adjusted R-squared	0.174799	S.D. dependent var		0.083003
S.E. of regression	0.075400	Akaike info criterion		-2.186361
Sum squared resid	0.358169	Schwarz criterion		-1.815563
Log likelihood	93.98853	Hannan-Quinn criter.		-2.038305
F-statistic	2.425010	Durbin-Watson stat		1.699803
Prob(F-statistic)	0.013787			



Series: Residuals
 Sample 1990M01 2018M12 IF
 RATIO>=3.052808
 Observations 75

Mean -5.00e-18
 Median -0.002152
 Maximum 0.161013
 Minimum -0.184718
 Std. Dev. 0.069571
 Skewness 0.025563
 Kurtosis 2.573824

Jarque-Bera 0.575749
 Probability 0.749856

Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO>=3.052808
 Included observations: 75
 Q-statistic probabilities adjusted for 8 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			0.131	0.131	1.3336	0.248
2			0.121	0.106	2.4899	0.288
3			-0.035	-0.065	2.5879	0.460
4			-0.128	-0.134	3.9300	0.416
5			-0.024	0.020	3.9766	0.553
6			-0.002	0.031	3.9771	0.680
7			-0.109	-0.129	4.9852	0.662
8			0.043	0.052	5.1412	0.742
9			0.079	0.108	5.6924	0.770
10			-0.028	-0.075	5.7612	0.835
11			0.039	-0.002	5.9008	0.880
12			-0.142	-0.118	7.7384	0.805
13			-0.174	-0.137	10.568	0.647

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.143209	Prob. F(1,46)	0.7069
Obs*R-squared	0.148972	Prob. Chi-Square(1)	0.6995

Ramsey RESET Test
 Equation: UNTITLED
 Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO -4) @NV DLCONS_SA DLPROD_SA
 DTXC C @THRESH 4
 Omitted Variables: Squares of fitted values

	Value	df	Probability
t-statistic	0.056991	62	0.9547
F-statistic	0.003248	(1, 62)	0.9547
Likelihood ratio	0.003929	1	0.9500

F-test summary:

	Sum of Sq.	df	Mean Squares
Test SSR	1.88E-05	1	1.88E-05
Restricted SSR	0.358169	63	0.005685
Unrestricted SSR	0.358150	62	0.005777

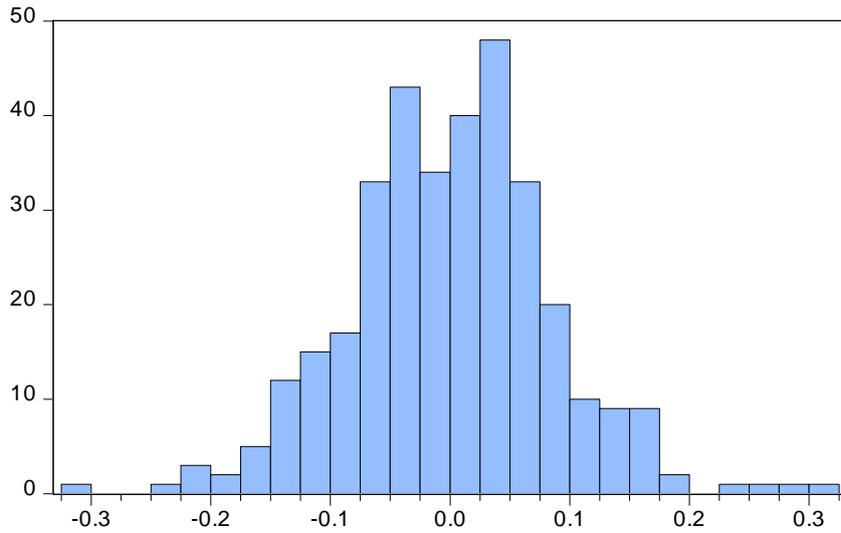
LR test summary:

	Value
Restricted LogL	93.98853
Unrestricted LogL	93.99050

4.5 Modèle LSTAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Smooth Threshold Regression
 Transition function: Logistic
 Sample (adjusted): 1990M08 2018M12
 Included observations: 341 after adjustments
 Threshold variable: DLPRIX(-6)
 Starting values: Grid search with concentrated regression coefficients
 Ordinary standard errors & covariance using outer product of gradients
 Convergence achieved after 9 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	0.170489	0.061651	2.765406	0.0060
DLPRIX(-2)	-0.073266	0.062352	-1.175038	0.2408
DLPRIX(-3)	-0.102670	0.061333	-1.673971	0.0951
DLPRIX(-4)	-0.013393	0.063129	-0.212149	0.8321
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	0.054053	0.118561	0.455911	0.6488
DLPRIX(-2)	0.211434	0.123312	1.714624	0.0874
DLPRIX(-3)	0.358327	0.132405	2.706283	0.0072
DLPRIX(-4)	-0.347878	0.126059	-2.759641	0.0061
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.619744	0.226555	2.735508	0.0066
DLPROD_SA	-1.035054	0.399845	-2.588636	0.0101
DTXC	-0.783792	0.198557	-3.947437	0.0001
C	0.004081	0.004733	0.862300	0.3892
Slopes				
SLOPE	380.5789	187.5883	2.061771	0.0206
Thresholds				
THRESHOLD	0.068570	0.009024	7.598317	0.0000
R-squared	0.162836	Mean dependent var		0.002925
Adjusted R-squared	0.129555	S.D. dependent var		0.092889
S.E. of regression	0.086663	Akaike info criterion		-2.013383
Sum squared resid	2.455943	Schwarz criterion		-1.856063
Log likelihood	357.2818	Hannan-Quinn criter.		-1.950704
F-statistic	4.892665	Durbin-Watson stat		1.938717
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 1990M08 2018M12	
Observations 341	
Mean	1.63e-19
Median	0.002744
Maximum	0.308782
Minimum	-0.319075
Std. Dev.	0.084990
Skewness	0.031117
Kurtosis	3.987028
Jarque-Bera	13.89713
Probability	0.000960

Sample: 1990M01 2018M12						
Included observations: 341						
Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.013	0.013	0.0625	0.803
		2	-0.036	-0.036	0.5110	0.775
		3	-0.001	0.000	0.5111	0.916
		4	-0.010	-0.012	0.5479	0.969
		5	-0.061	-0.061	1.8546	0.869
		6	0.115	0.117	6.4916	0.370
		7	-0.099	-0.110	9.9518	0.191
		8	-0.053	-0.041	10.941	0.205
		9	-0.002	-0.008	10.942	0.280
		10	0.046	0.041	11.681	0.307
		11	0.117	0.131	16.507	0.123
		12	-0.032	-0.066	16.862	0.155
		13	-0.093	-0.068	19.974	0.096

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	23.32073	Prob. F(1,338)	0.0000
Obs*R-squared	21.94462	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Smooth Threshold Linearity Tests

Sample: 1990M01 2018M12

Included observations: 341

Test for nonlinearity using DLPRIX(-6) as the threshold variable

Taylor series alternatives: $b_0 + b_1*s [+ b_2*s^2 + b_3*s^3 + b_4*s^4]$

Null Hypothesis	Linearity Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H04: $b_1=b_2=b_3=b_4=0$	1.862848	(16, 317)	0.0232
H03: $b_1=b_2=b_3=0$	1.645455	(12, 321)	0.0781
H02: $b_1=b_2=0$	2.075177	(8, 325)	0.0378
H01: $b_1=0$	2.849706	(4, 329)	0.0240

The H0i test uses the i-th order Taylor expansion ($b_j=0$ for all $j>i$).

Null Hypothesis	Terasvirta Sequential Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H3: $b_3=0$	0.796412	(4, 321)	0.5282
H2: $b_2=0 b_3=0$	1.290580	(4, 325)	0.2735
H1: $b_1=0 b_2=b_3=0$	2.849706	(4, 329)	0.0240

All tests are based on the third-order Taylor expansion ($b_4=0$).

Linear model is not rejected at the 5% level using H03.

Null Hypothesis	Escribano-Jorda Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H0L: $b_2=b_4=0$	1.959194	(8, 317)	0.0511
H0E: $b_1=b_3=0$	2.097982	(8, 317)	0.0357

All tests are based on the fourth-order Taylor expansion.

Linear model is rejected at the 5% level using H04.

Recommended model: first-order logistic with zero threshold.

. $\Pr(H0L) \geq \Pr(H0E)$ with $\Pr(H0L) \geq .05$ and $\Pr(H0E) < .05$.

Null Hypothesis	Terasvirta Sequential Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H3: $b_3=0$	3.067960	(4, 323)	0.0168
H2: $b_2=0 b_3=0$	1.678675	(4, 327)	0.1546
H1: $b_1=0 b_2=b_3=0$	1.844158	(4, 331)	0.1200

All tests are based on the third-order Taylor expansion ($b_4=0$).

Linear model is rejected at the 5% level using H03.

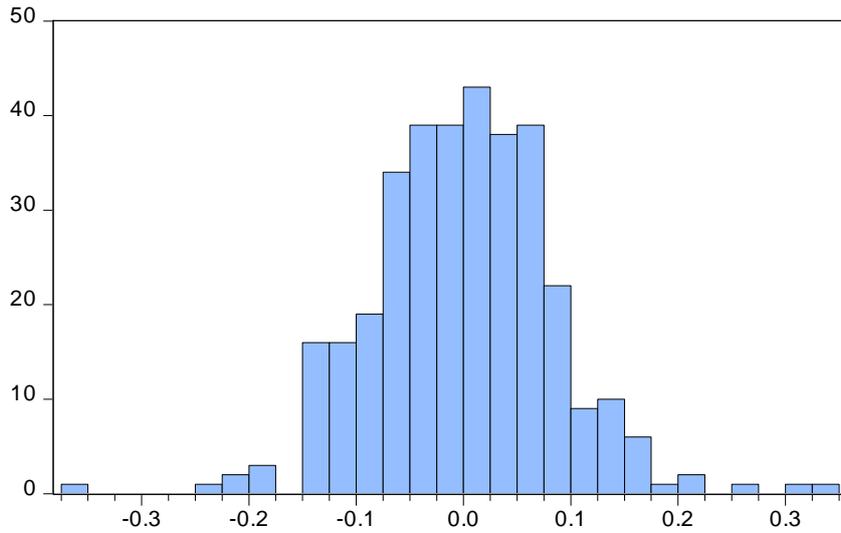
Recommended model: first-order logistic.

. $\Pr(H3) \leq \Pr(H2)$ or $\Pr(H1) \leq \Pr(H2)$

4.6 Modèle ESTAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Smooth Threshold Regression
 Transition function: Exponential
 Sample (adjusted): 1990M06 2018M12
 Included observations: 343 after adjustments
 Threshold variable: DLPRIX(-3)
 Starting values: Grid search with concentrated regression coefficients
 Ordinary standard errors & covariance using outer product of gradients
 Convergence achieved after 9 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	0.608817	0.214084	2.843822	0.0047
DLPRIX(-2)	0.237739	0.165107	1.439912	0.1508
DLPRIX(-3)	0.187844	0.162738	1.154270	0.2492
DLPRIX(-4)	-0.381142	0.152963	-2.491731	0.0132
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	-0.489421	0.224530	-2.179764	0.0300
DLPRIX(-2)	-0.318348	0.180612	-1.762610	0.0789
DLPRIX(-3)	-0.257949	0.184658	-1.396896	0.1634
DLPRIX(-4)	0.312703	0.172506	1.812709	0.0708
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.553269	0.225167	2.457150	0.0145
DLPROD_SA	-0.922762	0.399928	-2.307321	0.0217
DTXC	-0.742392	0.199366	-3.723769	0.0002
C	0.008260	0.005290	1.561580	0.1193
Slopes				
SLOPE	492.9810	359.1239	1.372733	0.1708
Thresholds				
THRESHOLD	-0.123487	0.009534	-12.95271	0.0000
R-squared	0.164480	Mean dependent var		0.003492
Adjusted R-squared	0.131465	S.D. dependent var		0.093268
S.E. of regression	0.086921	Akaike info criterion		-2.007670
Sum squared resid	2.485691	Schwarz criterion		-1.851028
Log likelihood	358.3154	Hannan-Quinn criter.		-1.945275
F-statistic	4.982051	Durbin-Watson stat		2.033596
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 1990M06 2018M12	
Observations 343	
Mean	2.75e-18
Median	0.000611
Maximum	0.331919
Minimum	-0.366477
Std. Dev.	0.085253
Skewness	0.082568
Kurtosis	4.652122
Jarque-Bera	39.39891
Probability	0.000000

Sample: 1990M01 2018M12						
Included observations: 343						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
■	■	1 0.160	0.160	8.8291	0.003	
■	■	2 0.137	0.114	15.335	0.000	
■	■	3 0.031	-0.007	15.673	0.001	
■	■	4 0.170	0.157	25.805	0.000	
■	■	5 0.105	0.060	29.672	0.000	
■	■	6 0.019	-0.043	29.803	0.000	
■	■	7 0.001	-0.014	29.803	0.000	
■	■	8 0.004	-0.016	29.809	0.000	
■	■	9 0.040	0.019	30.369	0.000	
■	■	10 0.009	0.000	30.399	0.001	
■	■	11 -0.036	-0.041	30.863	0.001	
■	■	12 0.053	0.073	31.872	0.001	
■	■	13 0.043	0.030	32.528	0.002	

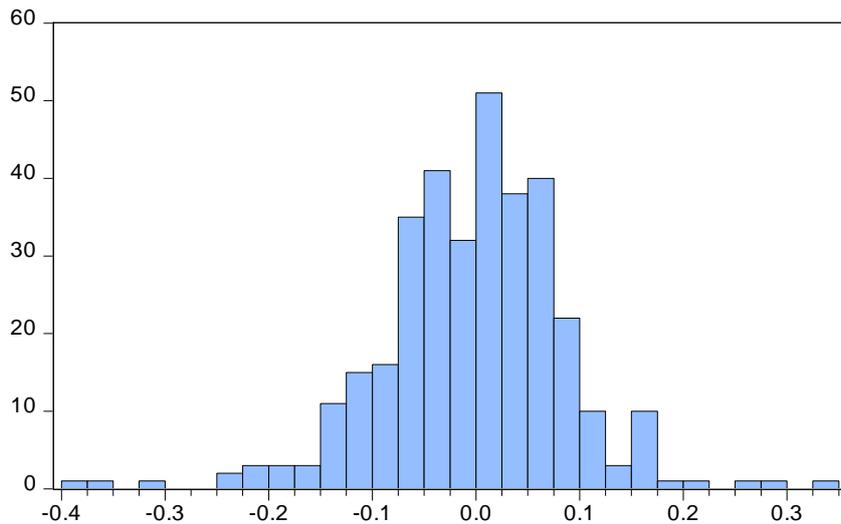
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	8.907749	Prob. F(1,340)	0.0030
Obs*R-squared	8.731391	Prob. Chi-Square(1)	0.0031

4.7 Modèle à changement Markovien :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)
 Sample (adjusted): 1990M06 2018M12
 Included observations: 343 after adjustments
 Number of states: 2
 Initial probabilities obtained from ergodic solution
 Standard errors & covariance computed using observed Hessian
 Random search: 25 starting values with 10 iterations using 1 standard
 deviation (rng=kn, seed=1928634466)
 Convergence achieved after 12 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
DLPRIX(-1)	0.728299	0.172932	4.211470	0.0000
DLPRIX(-2)	0.117031	0.206499	0.566740	0.5709
DLPRIX(-3)	0.535531	0.214148	2.500753	0.0124
DLPRIX(-4)	-1.009161	0.141271	-7.143430	0.0000
Regime 2				
DLPRIX(-1)	0.058071	0.056959	1.019524	0.3080
DLPRIX(-2)	-0.111484	0.058970	-1.890512	0.0587
DLPRIX(-3)	-0.132570	0.055902	-2.371466	0.0177
DLPRIX(-4)	0.062904	0.057804	1.088225	0.2765
Common				
DLCONS_SA	0.475824	0.203330	2.340152	0.0193
DLPROD_SA	-0.661870	0.357930	-1.849161	0.0644
DTXC	-0.892700	0.178121	-5.011760	0.0000
C	0.006003	0.004344	1.381701	0.1671
LOG(SIGMA)	-2.633043	0.045525	-57.83719	0.0000
Transition Matrix Parameters				
P11-C	-1.015334	0.062464	-1.625449	0.0000
P21-C	-2.056737	0.470808	-4.368524	0.0000
Mean dependent var	0.003492	S.D. dependent var	0.093268	
S.E. of regression	0.090110	Sum squared resid	2.679536	
Durbin-Watson stat	1.975791	Log likelihood	376.5702	
Akaike info criterion	-2.108281	Schwarz criterion	-1.940450	
Hannan-Quinn criter.	-2.041429			



Series: Residuals	
Sample 1990M06 2018M12	
Observations 343	
Mean	-0.002082
Median	0.003766
Maximum	0.334517
Minimum	-0.388719
Std. Dev.	0.088490
Skewness	-0.356069
Kurtosis	5.404426
Jarque-Bera Probability	89.87176
	0.000000

Test de Normalité sur les résidus de la régression Autorégressif

Sample: 1990M01 2018M12						
Included observations: 343						
Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.010	0.010	0.0366	0.848
		2	0.048	0.048	0.8307	0.660
		3	0.038	0.037	1.3353	0.721
		4	-0.041	-0.044	1.9283	0.749
		5	-0.074	-0.078	3.8703	0.568
		6	0.055	0.060	4.9490	0.550
		7	-0.098	-0.090	8.3604	0.302
		8	-0.008	-0.008	8.3844	0.397
		9	0.020	0.020	8.5327	0.481
		10	0.009	0.016	8.5600	0.574
		11	0.144	0.147	15.974	0.142
		12	-0.064	-0.093	17.428	0.134
		13	-0.069	-0.073	19.135	0.119

Equation: UNTITLED

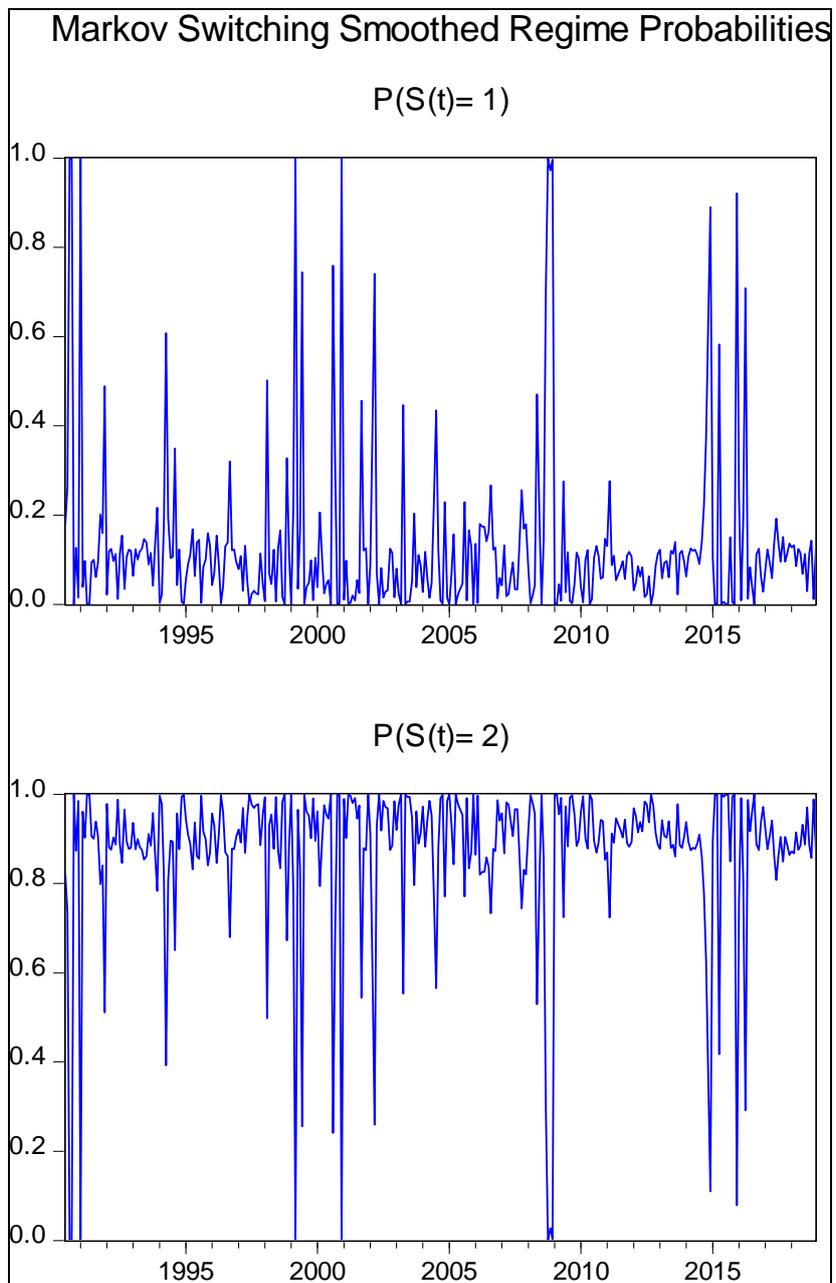
Transition matrices: Constant Markov transition probabilities

Sample (adjusted): 1990M06 2018M12

Included observations: 343 after adjustments

$P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$
(row = i / column = j)

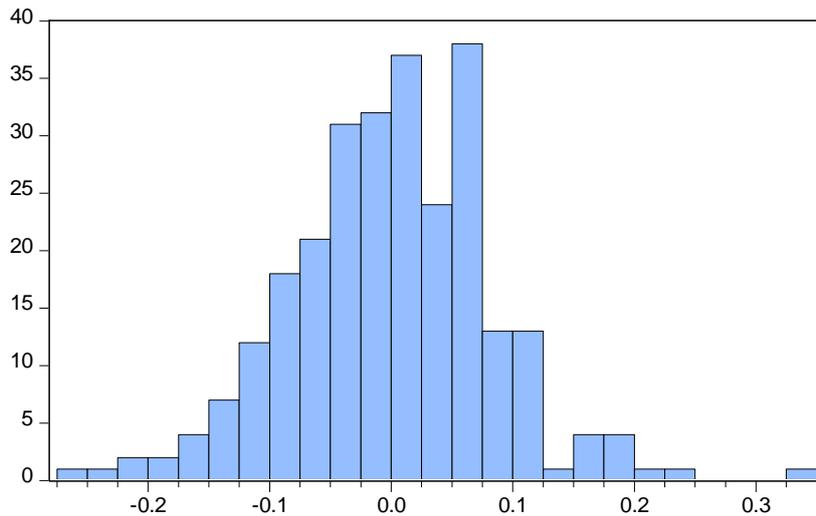
		1	2
All periods	1	0.265937	0.734063
	2	0.113373	0.886627



4.8 Modèle Ne.ST/TAR :

Dependent Variable: DLPRIX
 Method: Smooth Threshold Regression
 Transition function: Logistic
 Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO<3.052808
 Included observations: 268
 Threshold variable: DLPRIX(-4)
 Starting values: Grid search with concentrated regression coefficients
 Ordinary standard errors & covariance using outer product of gradients
 Convergence achieved after 22 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Threshold Variables (linear part)				
DLPRIX(-1)	0.297832	0.062422	4.771240	0.0000
DLPRIX(-2)	0.137379	0.068950	1.992429	0.0474
DLPRIX(-3)	-0.117358	0.068070	-1.724090	0.0859
DLPRIX(-4)	-0.108906	0.069857	-1.558995	0.1202
Threshold Variables (nonlinear part)				
DLPRIX(-1)	-1.082231	0.293439	-3.688097	0.0003
DLPRIX(-2)	-0.497086	0.268202	-1.853406	0.0650
DLPRIX(-3)	0.967703	0.411973	2.348947	0.0196
DLPRIX(-4)	-0.359681	0.179376	-2.005178	0.0460
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.444892	0.260160	1.710072	0.0885
DLPROD_SA	-0.824186	0.446511	-1.845836	0.0661
DTXC	-1.030498	0.230321	-4.474186	0.0000
C	0.004999	0.005412	0.923710	0.3565
Slopes				
SLOPE	712.0512	265.7233	2.679671	0.0008
Thresholds				
THRESHOLD	0.147804	0.056913	2.597010	0.0100
R-squared	0.239311	Mean dependent var		0.003767
Adjusted R-squared	0.200378	S.D. dependent var		0.096086
S.E. of regression	0.085922	Akaike info criterion		-2.019928
Sum squared resid	1.875179	Schwarz criterion		-1.832339
Log likelihood	284.6704	Hannan-Quinn criter.		-1.944584
F-statistic	6.146756	Durbin-Watson stat		1.989253
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals
 Sample 1990M01 2018M12 IF
 RATIO<3.052808
 Observations 268

Mean -1.34e-18
 Median 0.003557
 Maximum 0.327132
 Minimum -0.271022
 Std. Dev. 0.083804
 Skewness 0.037243
 Kurtosis 4.033344

Jarque-Bera 11.98571
 Probability 0.002497

Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO<3.052808
 Included observations: 268
 Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			-0.024	-0.024	0.1561	0.693
2			0.012	0.011	0.1927	0.908
3			-0.043	-0.043	0.7047	0.872
4			0.111	0.109	4.0704	0.397
5			-0.062	-0.057	5.1223	0.401
6			-0.030	-0.037	5.3725	0.497
7			-0.072	-0.064	6.8247	0.447
8			0.005	-0.014	6.8312	0.555
9			-0.022	-0.011	6.9692	0.640
10			0.015	0.013	7.0318	0.722
11			0.087	0.100	9.1550	0.608
12			-0.047	-0.055	9.7911	0.634
13			-0.054	-0.059	10.611	0.643

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	6.800760	Prob. F(1,238)	0.0097
Obs*R-squared	6.667391	Prob. Chi-Square(1)	0.0098

Smooth Threshold Linearity Tests

Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO<3.052808

Included observations: 268

Test for nonlinearity using DLPRIX(-4) as the threshold variable

Taylor series alternatives: $b_0 + b_1*s [+ b_2*s^2 + b_3*s^3 + b_4*s^4]$

Null Hypothesis	Linearity Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H04: $b_1=b_2=b_3=b_4=0$	3.208274	(16, 244)	0.0000
H03: $b_1=b_2=b_3=0$	3.546685	(12, 248)	0.0001
H02: $b_1=b_2=0$	5.110570	(8, 252)	0.0000
H01: $b_1=0$	1.626396	(4, 256)	0.1680

The H0i test uses the i-th order Taylor expansion ($b_j=0$ for all $j>i$).

Null Hypothesis	TerasvirtaSequential Tests		
	F-statistic	d.f.	p-value
H3: $b_3=0$	12.94440	(3, 4860)	0.0000
H2: $b_2=0 b_3=0$	1.235409	(3, 4863)	0.2951
H1: $b_1=0 b_2=b_3=0$	23.18755	(3, 4866)	0.0000

All tests are based on the third-order Taylor expansion ($b_4=0$).

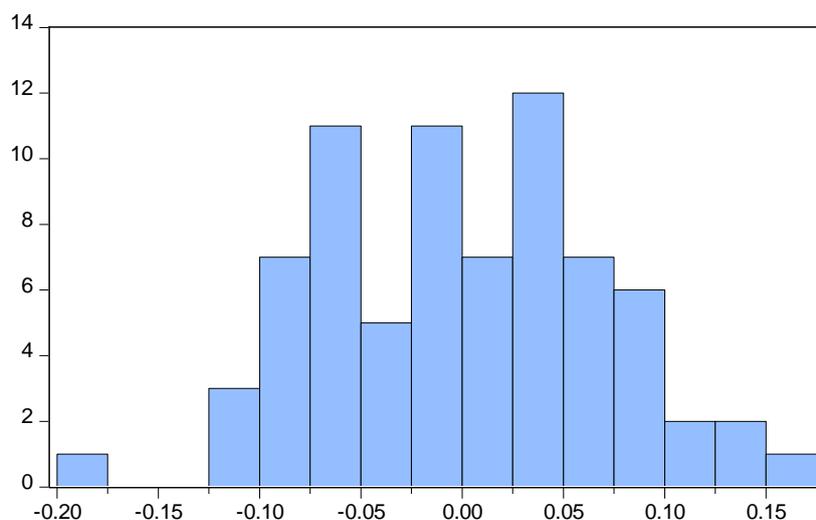
Linear model is rejected at the 5% level using H03.

Recommended model: first-order logistic.

. $\Pr(H3) \leq \Pr(H2)$ or $\Pr(H1) \leq \Pr(H2)$

Dependent Variable: DLPRIX
Method: Discrete Threshold Regression
Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO>=3.052808
Included observations: 75
Threshold variable: DLPRIX(-4)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLPRIX(-4) < 0.05291577 -- 51 obs				
DLPRIX(-1)	-0.000767	0.104607	-0.007330	0.9942
DLPRIX(-2)	-0.208335	0.112033	-1.859592	0.0676
DLPRIX(-3)	0.149304	0.107034	1.394926	0.1679
DLPRIX(-4)	0.009656	0.147321	0.065547	0.9479
0.05291577 <= DLPRIX(-4) -- 24 obs				
DLPRIX(-1)	-0.260494	0.196572	-1.325186	0.1899
DLPRIX(-2)	-0.211488	0.122357	-1.728453	0.0888
DLPRIX(-3)	-0.412263	0.178475	-2.309923	0.0242
DLPRIX(-4)	0.291630	0.185164	1.574983	0.1203
Non-Threshold Variables				
DLCONS_SA	0.982822	0.425013	2.312453	0.0240
DLPROD_SA	-1.110629	0.796762	-1.393929	0.1682
DTXC	-0.666326	0.369634	-1.802662	0.0762
C	0.004207	0.012322	0.341384	0.7340
R-squared	0.297464	Mean dependent var		0.002510
Adjusted R-squared	0.174799	S.D. dependent var		0.083003
S.E. of regression	0.075400	Akaike info criterion		-2.186361
Sum squared resid	0.358169	Schwarz criterion		-1.815563
Log likelihood	93.98853	Hannan-Quinn criter.		-2.038305
F-statistic	2.425010	Durbin-Watson stat		1.699803
Prob(F-statistic)	0.013787			



Series: Residuals	
Sample 1990M01 2018M12 IF RATIO>=3.052808	
Observations 75	
Mean	-5.00e-18
Median	-0.002152
Maximum	0.161013
Minimum	-0.184718
Std. Dev.	0.069571
Skewness	0.025563
Kurtosis	2.573824
Jarque-Bera	0.575749
Probability	0.749856

Sample: 1990M01 2018M12 IF RATIO>=3.052808
 Included observations: 75
 Q-statistic probabilities adjusted for 8 dynamic regressors

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
1			0.131	0.131	1.3336	0.248
2			0.121	0.106	2.4899	0.288
3			-0.035	-0.065	2.5879	0.460
4			-0.128	-0.134	3.9300	0.416
5			-0.024	0.020	3.9766	0.553
6			-0.002	0.031	3.9771	0.680
7			-0.109	-0.129	4.9852	0.662
8			0.043	0.052	5.1412	0.742
9			0.079	0.108	5.6924	0.770
10			-0.028	-0.075	5.7612	0.835
11			0.039	-0.002	5.9008	0.880
12			-0.142	-0.118	7.7384	0.805
13			-0.174	-0.137	10.568	0.647

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.143209	Prob. F(1,46)	0.7069
Obs*R-squared	0.148972	Prob. Chi-Square(1)	0.6995

Ramsey RESET Test

Equation: UNTITLED

Specification: DLPRIX DLPRIX(-1TO -4) @NV DLCONS_SA DLPROD_SA
 DTXC C @THRESH 4

Omitted Variables: Squares of fitted values

	Value	df	Probability
t-statistic	0.056991	62	0.9547
F-statistic	0.003248	(1, 62)	0.9547
Likelihood ratio	0.003929	1	0.9500

F-test summary:

	Sum of Sq.	df	Mean Squares
Test SSR	1.88E-05	1	1.88E-05
Restricted SSR	0.358169	63	0.005685
Unrestricted SSR	0.358150	62	0.005777

LR test summary:

	Value
Restricted LogL	93.98853
Unrestricted LogL	93.99050

Table des matières :

Introduction.....	1
Chapitre 1 : Caractéristiques des déterminants du prix de pétrole.....	15
1. Les principaux facteurs influençant le prix du pétrole.....	19
1.1 Les facteurs directs.....	19
1.1.1 L'offre.....	19
1.1.2 La demande.....	34
1.2 Les facteurs indirects.....	40
1.2.1 Type du contrat.....	40
1.2.2 Spéculation.....	45
1.2.3 Taux de change de dollar.....	49
1.2.4 Les facteurs Géopolitiques.....	51
2. Analyse statistique des déterminants du prix de pétrole.....	54
2.1 L'offre : La production mondiale de pétrole.....	55
2.2 La demande de pétrole.....	61
2.3 Le taux de change Euro/dollar :.....	68
2.4 Le prix du pétrole.....	73
Chapitre 2 : Les modèles à changement de régime.....	84
1. Les modèles à seuils.....	88
1.1 Définitions et caractéristiques des modèles à seuils.....	88
1.1.1 Tests de linéarité.....	91
1.1.2 Choix des régresseurs.....	92
1.1.3 Choix de la variable de transition.....	92
1.1.4 Estimation.....	93
1.1.5 Les procédures de spécification de Tsay et de Hansen.....	94

1.1.6	Modèle de référence.....	96
1.2	Typologie des modèles à seuils.	98
1.2.1	Modèles à transition brutale.	98
1.2.1.1	Présentation du modèle TAR.	99
1.2.1.2	Présentation du Modèle SETAR	100
1.2.1.3	Présentation du modèle Nested TAR (NeTAR models).	102
1.2.1.4	Limites du modèle à transition brutale.....	103
1.2.2	Les modèles à changement de régime lisse.	103
1.2.2.1	Présentation du modèle STAR.....	104
1.2.2.2	Les modèles LSTAR et ESTAR.	105
1.2.2.3	Modèle Multi-Régime STAR (MRSTAR).	107
1.2.3	Modèles à changements endogènes.....	110
2.	Modèles probabilistes.....	114
2.1-	Modèles à mélange de distributions.	115
2.1.1	Définition des modèles à mélanges de distributions.....	115
2.1.2	Généralités sur les mélanges de lois.	116
2.1.3	Estimation des paramètres d'un modèle de mélange de distribution.....	117
2.1.4	Les algorithmes de type SEM.	119
2.2	Modélisation à changements de régimes markoviens.	121
2.2.1	Le problème d'asymétrie.	122
2.2.2	Les Processus changement de régimes Markoviens.	123
2.2.3	Présentation du modèle Markovien.	124
2.2.4	Estimation des probabilités des Modèles à changements markoviens.....	125
Chapitre 3 : Modélisation du prix de pétrole.....		132
1.	Etude journalière du prix du pétrole Brent.	136
1.1	La Modélisation Linéaire journalière.	136
1.2	Modèles à changement de régime.	142

1.2.1 Modèles à seuils : Transition brutale.	143
1.2.2 Modèles à seuils : Transition lisse.	150
1.2.3 Modèles à changement Markovien.	158
1.2.4 Le mécanisme de transition :	162
2. Etude mensuelle du prix de pétrole Brent.	166
2.1 Régression linéaire mensuelle.....	168
2.2 Modèles à changement de régime.....	173
2.2.1 Modèles à seuils.....	174
2.2.2 Modèle à changement Markovien.....	187
2.2.3 Modèle Ne.ST/TAR.....	189
Conclusion Générale.....	195
Liste des Annexes.....	200
Bibliographie	258
Liste des tableaux	281
Liste de figures :	283

Bibliographie

ABURTO, Luis et WEBER, Richard. Improved supply chain management based on hybrid demand forecasts. *Applied Soft Computing*, 2007, vol. 7, no 1, p. 136-144.

ADAM, Pasrun, RIANSE, Usman, CAHYONO, Edi, et al. Modeling of the dynamics relationship between world crude oil prices and the stock market in Indonesia. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2015, vol. 5, no 2.

ADAM, P., Rosnawintang, R., Tondi, L. The causal relationship between crude oil price, exchange rate and rice price. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 8(1), 90-94, 2018.

ALBAYRAK, Ali Sait. ARIMA forecasting of primary energy production and consumption in Turkey: 1923-2006. *Enerji, piyasa ve düzenleme*, 2010, vol. 1, no 1, p. 24-50.

ALIZADEH, A.H., NOMIKOS, N.K., et POULIASIS, P.K., «A Markov regime switching approach for hedging energy commodities», *Journal of Banking & Finance*, (2008), Vol. 32, pp. 1970–1983.

ALVAREZ-RAMIREZ, Jose, CISNEROS, Myriam, IBARRA-VALDEZ, Carlos, et al. Multifractal Hurst analysis of crude oil prices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2002, vol. 313, no 3-4, p. 651-670.

AMANO, Robert A. et VAN NORDEN, Simon. Exchange rates and oil prices. *Review of International Economics*, 1998, vol. 6, no 4, p. 683-694.

ANDREWS, Donald WK. Tests for parameter instability and structural change with unknown change point. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1993, p. 821-856.

ANDREWS, Donald WK et PLOBERGER, Werner. Optimal tests when a nuisance parameter is present only under the alternative. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1994, p. 1383-1414.

ANG A. et G. BEKAERT, "Regime switches in interest rates", NBER Working Paper No. 6508, avril, 1998.

APERGIS, Nicholas et MILLER, Stephen M. Do structural oil-market shocks affect stock prices?. *Energy Economics*, 2009, vol. 31, no 4, p. 569-575.

ARRATA, William, CAMACHO, Bertrand, HAGÈGE, Catherine, et al. Le rôle des facteurs financiers dans la hausse des prix des matières agricoles. *Economie prevision*, 2009, no 2, p. 123-129.

ARTUS P., G. Laroque et P. Michel (1984), "Estimating a quarterly macroeconomic model with quantity rationing", *Econometrica*, 52, novembre, 1387-414.

ARTUS P., S. Avouyi-Dovi et J.P. Laffargue (1993), "A disequilibrium econometric model of the french economy with two sectors and endogenous prices and investment", *Economic Modelling*, 10(1), janvier.

ASSAREH, E., BEHRANG, M. A., ASSARI, M. R., et al. Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran. *Energy*, 2010, vol. 35, no 12, p. 5223-5229.

ASTATKIE T., D.G. Watts et W.E. Watt. "Nested threshold autoregressive (NeTAR) models", *International Journal of Forecasting*, 13, 105-16, 1997.

ATALLA, Tarek, JOUTZ, Fred, et PIERRU, Axel. Does disagreement among oil price forecasters reflect volatility? Evidence from the ECB surveys. *International Journal of Forecasting*, 2016, vol. 32, no 4, p. 1178-1192.

AYDOGAN, Berna et BERK, Istemi. Crude oil price shocks and stock returns: evidence from Turkish stock market under global liquidity conditions. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2015, vol. 5, no 1, p. 54-68.

BACHELLIER L. « Théorie de la spéculation, thèse pour le doctorat des sciences mathématiques », *Annales de l'Ecole Normale Supérieure*, 3eme série, Tome XVII, pp. 21-86, 1900.

BACON, D. W., & Watts, D. G. Estimating the transition between two intersecting straight lines. *Biometrika*, 58(3), 525-534, 1971.

BAI, J. "Estimating multiple breaks one at a time", *Econometric Theory*, 13, 315-52, 1997.

BAI J. et P. PERRON, "Estimating and testing linear models with multiple structural changes", *Econometrica*, 66(1), janvier, 47-78, 1988.

BALKE N.S. et M.E. WOHAR. "Nonlinear dynamics and covered interest rate parity", *Empirical Economics*, 23(4), 535-59, 1998.

BALKE, Nathan S. et BROWN, Stephen PA. Oil supply shocks and the US economy: An estimated DSGE model. *Energy Policy*, 2018, vol. 116, p. 357-372.

BALKE, Nathan S., BROWN, Stephen PA, et YÜCEL, Mine K. Oil price shocks and the US economy: Where does the asymmetry originate?. *The Energy Journal*, 2002, p. 27-52.

BARNETT, William A., HENDRY, David F., HYLLEBERG, Svend, et al. (ed.). *Nonlinear econometric modeling in time series: proceedings of the Eleventh International Symposium in Economic Theory*. Cambridge University Press, 2000.

BARRO R.J. et H.I. GROSSMAN. "A general disequilibrium model of income and employment", *American Economic Review*, 61(1), mars, 82-93, 1971.

BASHER, Syed Abul, HAUG, Alfred A., et SADORSKY, Perry. The impact of oil shocks on exchange rates: a Markov-switching approach. *Energy Economics*, 2016, vol. 54, p. 11-23.

BAUMEISTER, Christiane et HAMILTON, James D. Structural interpretation of vector autoregressions with incomplete identification: Revisiting the role of oil supply and demand shocks. *American Economic Review*, 2019, vol. 109, no 5, p. 1873-1910.

BAUMEISTER, Christiane et KILIAN, Lutz. Forecasting the real price of oil in a changing world: A forecast combination approach. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2015, vol. 33, no 3, p. 338-351.

BAUMEISTER, Christiane et KILIAN, Lutz. Forty years of oil price fluctuations: Why the price of oil may still surprise us. *Journal of Economic Perspectives*, 2016, vol. 30, no 1, p. 139-60.

BAUMEISTER, Christiane et PEERSMAN, Gert. The role of time-varying price elasticities in accounting for volatility changes in the crude oil market. *Journal of Applied Econometrics*, 2013, vol. 28, no 7, p. 1087-1109.

BAUMEISTER, Christiane et PEERSMAN, Gert. Time-varying effects of oil supply shocks on the US economy. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2013, vol. 5, no 4, p. 1-28.

BAUMEISTER, Christiane, & Lutz KILIAN. « Understanding the decline in the price of oil since June 2014 », CEPR, discussion paper, n° 10404, janvier, 2015.

BEAUDRY, Paul et KOOP, Gary. Do recessions permanently change output? *Journal of Monetary Economics*, 1993, vol. 31, no 2, p. 149-163.

BEN SALEM, Mélika et PERRAUDIN, Corinne. Tests de linéarité, spécification et estimation de modèles à seuil: une analyse comparée des méthodes de Tsay et de Hansen. *Economie prévision*, 2001, no 2, p. 157-176.

BÉNASSY, Jean-Pascal. *Macroéconomie et théorie du déséquilibre*. Paris : Dunod, 1984.

BÉNASSY-QUÉRÉ, Agnès, MIGNON, Valérie, et PENOT, Alexis. China and the relationship between the oil price and the dollar. *Energy policy*, 2007, vol. 35, no 11, p. 5795-5805.

BENES, Jaromir, CHAUVET, Marcelle, KAMENIK, Ondra, et al. The future of oil: Geology versus technology. *International Journal of Forecasting*, 2015, vol. 31, no 1, p. 207-221.

BENTZEN, J. et VALDEMIR, S. «Explaining champagne prices in Scandinavia - what is the best predictor? », Working Papers 07-7, University of Aarhus, Aarhus School of Business, Department of Economics (2007).

BERKMAN, Henk et KOCH, Paul D. Disagreement, short sale constraints, and speculative trading before earnings announcements. Available at SSRN 1213265, 2008.

BERNANKE, Ben (2016), « The relationship between stocks and oil prices », in Ben Bernanke's blog, 19 février.

BIKAI, Jacques Landry et KAMGNA, Séverin Yves. Effets de seuils de l'inflation sur l'activité économique en CEMAC: analyse par un modèle de panel à seuil non dynamique. *Économies et sociétés*, 2012, vol. 46, no 5, p. 1017-1038.

BLACK, Fischer. Noise. *The journal of finance*, 1986, vol. 41, no 3, p. 528-543.

BLANCHARD, Olivier J., GALI, Jordi, et GERTLER, Mark. International dimensions of monetary policy. *The Macroeconomic Effects of Oil Price Shocks: Why are the 2000s so different from the 1970s*, 2010, vol. 373.

BLOKHINA, Tatiana K., KARPENKO, Oksana A., et GUIRINSKIY, Andrey V. The relationship between oil prices and exchange rate in Russia. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2016, vol. 6, no 4.

BREIMAN, Leo. Hinging hyperplanes for regression, classification, and function approximation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1993, vol. 39, no 3, p. 999-1013.

BRESSON, Georges et PIROTTE, Alain. *Econométrie des séries temporelles: théorie et applications*. Presses universitaires de France, 1995.

BROCK, William A. et HOMMES, Charles H. Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model. *Journal of Economic dynamics and Control*, 1998, vol. 22, no 8-9, p. 1235-1274.

BRONIATOWSKI, M., CELEUX, G., et DIEBOLT, J. Reconnaissance de mélanges de densités par un algorithme d'apprentissage probabiliste. *Data analysis and informatics*, 1983, vol. 3, p. 359-373.

BROWN, Stephen PA et YÜCEL, Mine K. Energy prices and aggregate economic activity: an interpretative survey. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2002, vol. 42, no 2, p. 193-208.

BURNS, Arthur F. et MITCHELL, Wesley C. *Measuring business cycles*. 1946.

BUYUKSAHIN, Bahattin et HARRIS, Jeffrey H. Do speculators drive crude oil futures prices?. *The Energy Journal*, 2011, vol. 32, no 2.

CAMBRIDGE ; New York and Melbourne : Cambridge University Press.

CAMPBELL, John Y., CHAMPBELL, John J., CAMPBELL, John W., et al. *The econometrics of financial markets*. Princeton University press, 1997.

CANER, Mehmet et HANSEN, Bruce E. Threshold autoregression with a unit root. *Econometrica*, 2001, vol. 69, no 6, p. 1555-1596.

CANYURT, Olcay Ersel et OZTURK, Harun Kemal. Application of genetic algorithm (GA) technique on demand estimation of fossil fuels in Turkey. *Energy Policy*, 2008, vol. 36, no 7, p. 2562-2569.

CARLO Mari. Regime-switching characterization of electricity price dynamics. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, (371):552–564, 2006.

CARNOT, Nicolas et HAGÈGE, Catherine. Le marché pétrolier. *Economie prevision*, 2004, no 5, p. 127-136.

CELEUX, Gilles, CHAUVEAU, Didier, et DIEBOLT, Jean. On stochastic versions of the EM algorithm. 1995.

CHAN, K. S. et TONG, Howell. A note on embedding a discrete parameter ARMA model in a continuous parameter ARMA model. *Journal of Time Series Analysis*, 1987, vol. 8, no 3, p. 277-281.

CHAN, Kung Sik et TONG, Howell. On estimating thresholds in autoregressive models. *Journal of time series analysis*, 1986, vol. 7, no 3, p. 179-190.

CHAN, Kung-Sik, et al. Consistency and limiting distribution of the least squares estimator of a threshold autoregressive model. *The annals of statistics*, 1993, vol. 21, no 1, p. 520-533.

CHEN, Cheng-Liang et LEE, Wen-Cheng. Multi-objective optimization of multi-echelon supply chain networks with uncertain product demands and prices. *Computers & Chemical Engineering*, 2004, vol. 28, no 6-7, p. 1131-1144.

CHEN, Hongtao, LIU, Li, WANG, Yudong, et al. Oil price shocks and US dollar exchange rates. *Energy*, 2016, vol. 112, p. 1036-1048.

CHEN, Hongtao, LIU, Li, WANG, Yudong, et al. Oil price shocks and US dollar exchange rates. *Energy*, 2016, vol. 112, p. 1036-1048.

CHEONG C., « Modelling and forecasting crude oil markets using ARCH-type models », *Energy policy*, (2009), Vol. 37, pp. 2345-2355.

CHEVALIER, Jean-Marie, BAULE, F., LASSERRE, F., et al. Report of the working group on oil price volatility. French Ministry for the Economy, Industry and Employment, 2010.

CHEVILLON, Guillaume et RIFFLART, Christine. Physical market determinants of the price of crude oil and the market premium. *Energy Economics*, 2009, vol. 31, no 4, p. 537-549.

CLEMENTS M.P. et H.M. KROLZIG. "A comparison of the forecast performance of Markov-switching and threshold autoregressive models of US GNP", *The Econometrics Journal*, 1(1), C47-C75, 1998.

CLEMENTS M.P. et J. SMITH. "A Monte Carlo study of the forecasting performance of empirical SETAR models", *Journal of Applied Econometrics*, mars-avril, 14(2), 123-41, 1999.

COLLETAZ, Gilbert et HURLIN, Christophe. *Threshold effects of the public capital productivity: an international panel smooth transition approach*. 2006.

COLLINS et al. (2006), « The role of market speculation in rising oil and gas prices: A need to put the cop back on the beat », working paper, 109th congress, 2nd session.

COOPER, John CB. Price elasticity of demand for crude oil: estimates for 23 countries. *OPEC Energy review*, 2003, vol. 27, no 1, p. 1-8.

COOTNER (Paul), 1962, « Stock prices. Random vs systematic changes », *Industrial Management Review*, vol. III, p. 24-45.

COUDERT, Virginie, MIGNON, Valérie, et PENOT, Alexis. Oil Price and the Dollar. *Energy Studies Review*, 2007, vol. 15, no 2.

CROMPTON, Paul et WU, Yanrui. Energy consumption in China: past trends and future directions. *Energy economics*, 2005, vol. 27, no 1, p. 195-208.

DAVIES, Robert B. Hypothesis testing when a nuisance parameter is present only under the alternative. *Biometrika*, 1987, vol. 74, no 1, p. 33-43.

DEMPSTER, Arthur P., LAIRD, Nan M., et RUBIN, Donald B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1977, vol. 39, no 1, p. 1-22.

DIBOGLU, S. Real Disturbances, Relative Prices, and Purchasing Power Parity. *Journal of Macroeconomics* 18 (1): 69-87 [https://doi.org/10.1016/S0164-0704\(96\)80004-8](https://doi.org/10.1016/S0164-0704(96)80004-8). 1996.

DIJK, Dick van, TERÄSVIRTA, Timo, et FRANSES, Philip Hans. Smooth transition autoregressive models—a survey of recent developments. *Econometric reviews*, 2002, vol. 21, no 1, p. 1-47.

DORAN, J.S., et RONN, E.I., «Computing the market price of volatility risk in the energy commodity markets», *Journal of Banking and Finance*, (2008), Vol. 32, pp. 2541–2552.

DUEKER, Michael J., SOLA, Martin, et SPAGNOLO, Fabio. Contemporaneous threshold autoregressive models: estimation, testing and forecasting. *Journal of Econometrics*, 2007, vol. 141, no 2, p. 517-547.

DUFRENOT, Gilles, MIGNON, Valérie, et PEGUIN-FEISSOLLE, Anne. Business cycles asymmetry and monetary policy: a further investigation using MRSTAR models. *Economic Modelling*, 2004, vol. 21, no 1, p. 37-71.

DUMAS, Bernard. Dynamic equilibrium and the real exchange rate in a spatially separated world. *The Review of Financial Studies*, 1992, vol. 5, no 2, p. 153-180.

EDIGER, Volkan Ş. et AKAR, Sertac. ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey. *Energy policy*, 2007, vol. 35, no 3, p. 1701-1708.

EDISON, Hali J. Do indicators of financial crises work? An evaluation of an early warning system. *International Journal of Finance & Economics*, 2003, vol. 8, no 1, p. 11-53.

EL SHAZLY, M., «Estimating oil price Pass-through on domestic prices using an ANN model», *International advances in economics research*, (2002), Vol. 8 (4), pp. 362.

ENGEL, Charles et HAMILTON, James D. Long swings in the dollar: Are they in the data and do markets know it?. *The American Economic Review*, 1990, p. 689-713.

ENGEL, Charles. Can the Markov switching model forecast exchange rates?. *Journal of international economics*, 1994, vol. 36, no 1-2, p. 151-165.

ERMIS, K., MIDILLI, A., DINCER, I., et al. Artificial neural network analysis of world green energy use. *Energy Policy*, 2007, vol. 35, no 3, p. 1731-1743.

EVANS, Martin et WACHTEL, Paul. Inflation regimes and the sources of inflation uncertainty. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1993, vol. 25, no 3, p. 475-511.

EVERITT, B. S. et HAND, D. J. *Finite mixture distributions*, Chapman and Hall. London. xi, 1981.

FALKOWSKI, Michał. Financialization of commodities. *Contemporary Economics*, 2011, vol. 5, no 4, p. 4-17.

FATTOUH, B. « the dynamics of crude oil prices differentials», *Energy Economics*, (2010), Vol. 32, pp. 334-342.

FATTOUH, Bassam, KILIAN, Lutz, et MAHADEVA, Lavan. The role of speculation in oil markets: What have we learned so far?. *The Energy Journal*, 2013, p. 7-33.

FRANSES, Philip Hans, VAN DIJK, Dick, et al. *Non-linear time series models in empirical finance*. Cambridge university press, 2000.

GAO, Zhaoxing et LING, Shiqing. Statistical inference for structurally changed threshold autoregressive models. *Statistica Sinica*, 2019, p. 1803.

GEEM, Zong Woo et ROPER, William E. Energy demand estimation of South Korea using artificial neural network. *Energy policy*, 2009, vol. 37, no 10, p. 4049-4054.

GODBY, Rob, LINTNER, Anastasia M., STENGOS, Thanasis, et al. Testing for asymmetric pricing in the Canadian retail gasoline market. *Energy Economics*, 2000, vol. 22, no 3, p. 349-368.

GOGOLIN, Fabian et KEARNEY, Fearghal. Does speculation impact what factors determine oil futures prices?. *Economics Letters*, 2016, vol. 144, p. 119-122.

GOLDFELD S.M. et R.E QUANDT. *Nonlinear methods in econometrics*, North-Holland Publishing Company, Amsterdam-London, 1972.

GOLDFELD S.M. et R.E. QUANDT. "A Markov model for switching regressions", *Journal of Econometrics*, 1, 3-16, 1973a.

GOLDFELD, Stephen, QUANDT, Richard. The estimation of structural shifts by switching regressions. In : *Annals of Economic and Social Measurement*, Volume 2, number 4. NBER, 1973. p. 475-485.

GOLDFELD, Stephen M. et QUANDT, Richard E. A Markov model for switching regressions. *Journal of econometrics*, 1973, vol. 1, no 1, p. 3-15.

GOLDFELD, Stephen M. et QUANDT, Richard E. Techniques for estimating switching regressions. *Studies in nonlinear estimation*, 1976, p. 3-35.

GOLDFELD, Stephen M. et QUANDT, Richard E. Estimation in multimarket disequilibrium models. *Economics Letters*, 1979, vol. 4, no 4, p. 341-347.

GOLUB, Stephen S. Oil prices and exchange rates. *The Economic Journal*, 1983, vol. 93, no 371, p. 576-593.

GOODWIN, Thomas H. Business-cycle analysis with a Markov-switching model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1993, vol. 11, no 3, p. 331-339.

GORTON, Gary et ROUWENHORST, K. Geert. Facts and fantasies about commodity futures. *Financial Analysts Journal*, 2006, vol. 62, no 2, p. 47-68.

GRANGER, Clive WJ, TERASVIRTA, Timo, et al. *Modelling non-linear economic relationships*. OUP Catalogue, 1993.

GREENSPAN, A. «oil depend on economic risks», Hearing before the committee on foreign relations, U.S. Senate, June (2006).

GYAMFI, Emmanuel Numapau et KYEI, Kwabena A. Modeling Stock Market Returns under Self-exciting Threshold Autoregressive Model: Evidence from West Africa. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 2016, vol. 6, no 3.

HAMERMESH, Daniel S. Wage bargains, threshold effects, and the Phillips curve. *The Quarterly Journal of Economics*, 1970, vol. 84, no 3, p. 501-517.

HAMILTON, James D. Rational-expectations econometric analysis of changes in regime: An investigation of the term structure of interest rates. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 1988, vol. 12, no 2-3, p. 385-423.

HAMILTON, James D. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1989, p. 357-384.

HAMILTON, James D. Analysis of time series subject to changes in regime. *Journal of econometrics*, 1990, vol. 45, no 1-2, p. 39-70.

HAMILTON, James D. 9 Estimation, inference and forecasting of time series subject to changes in regime. 1993.

HAMILTON, J. D. *Time Series Analysis*. Princeton University Press, Princeton, New-Jersey. 1994.

HAMILTON, J.D. Oil and the macroeconomy S. Durlauf, L. Blume (Eds.), *The New Palgrave Dictionary of Economics* (2nd ed.), Macmillan, London (2005)

HAMILTON, Adam. Oil bull seasonals. energy business, 2006.

HANSEN, Bruce E. Inference in TAR models. Unpublished working paper. Chestnut Hill, MA: Boston College Department of Economics (December), 1996.

HANSEN, Bruce E. Inference when a nuisance parameter is not identified under the null hypothesis. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1996, p. 413-430.

HANSEN, Bruce. Testing for linearity. *Journal of economic surveys*, 1999, vol. 13, no 5, p. 551-576.

HANSEN, Thomas F. Stabilizing selection and the comparative analysis of adaptation. *Evolution*, 1997, vol. 51, no 5, p. 1341-1351.

HARB, Nermeenet ABDELSALAM, MamdouhAbdelmoula M. Effect Of Oil Prices On Stock Markets: Evidence From New Generation Of Star Model. *Bulletin of Economic Research*, 2019, vol. 71, no 3, p. 466-482.

HU, Chunyan, LIU, Xinheng, PAN, Bin, et al. Asymmetric impact of oil price shock on stock market in China: A combination analysis based on SVAR model and NARDL model. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2018, vol. 54, no 8, p. 1693-1705.

HUBBERT, M. King. Nuclear energy and the fossil fuels, American Petroleum Institute drilling and production practice. In : Proc., Spring Meeting, San Antonio, Texas, 1956. 1956. p. 7-25.

HUDSON, Derek J. Fitting segmented curves whose join points have to be estimated. *Journal of the american statistical association*, 1966, vol. 61, no 316, p. 1097-1129.

HUNTINGTON, Hillard G. The economic consequences of higher crude oil prices. *Energy modeling special report*, 2005, vol. 9.

JANSEN E.S. et T. Teräsvirta (1996), "Testing parameter constancy and super exogeneity in econometric equations", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, novembre, 58(4), 735-63.

JAWADI, Fredj et FTITI, Zied. Oil price collapse and challenges to economic transformation of Saudi Arabia: A time-series analysis. *Energy Economics*, 2019, vol. 80, p. 12-19.

JAWADI, F. Arbitrage costs and nonlinear adjustment in the G7 stock markets F Jawadi, G Prat Applied Economics 44 (12), 1561-1582, 2012.

JEANNE, Olivier et MASSON, Paul. Currency crises, sunspots and Markov-switching regimes. Journal of international economics, 2000, vol. 50, no 2, p. 327-350.

JENSEN M.C., « Some anomalous evidence regarding market efficiency », Journal of Financial Economics, 1978, Vol. 6, pp. 95-101.

JENSEN, Eric R. An econometric analysis of the old-age security motive for childbearing. International Economic Review, 1990, p. 953-968.

JENSEN, Michael C. Some anomalous evidence regarding market efficiency. Journal of financial economics, 1978, vol. 6, no 2/3, p. 95-101.

JUVENAL, Luciana et PETRELLA, Ivan. Speculation in the oil market. Journal of Applied Econometrics, 2015, vol. 30, no 4, p. 621-649.

KALDOR « Spéculation et stabilité économique », in Economie et Instabilité, Economica (1987),.

KAUFMANN, Robert K. et ULLMAN, Ben. Oil prices, speculation, and fundamentals: Interpreting causal relations among spot and futures prices. Energy Economics, 2009, vol. 31, no 4, p. 550-558.

KENDALL, Maurice George. Further contributions to the theory of paired comparisons. Biometrics, 1955, vol. 11, no 1, p. 43-62.

KEYNES J. M., (1936), « Théorie générale de l'emploi, de l'intérêt et de la monnaie », Traduction de l'Anglais par Jean De Largentaye en 1942. Paris : Éditions Payot, 1942. Réimpression, 1968.

KEYNES J.M., « the general theory of employment, interest and money», 1936, Macmillan, London.

KILIAN, Lutz et TAYLOR, Mark P. Why is it so difficult to beat the random walk forecast of exchange rates?. Journal of International Economics, 2003, vol. 60, no 1, p. 85-107.

KILIAN, Lutz, REBUCCI, Alessandro, et SPATAFORA, Nikola. Oil shocks and external balances. Journal of international Economics, 2009, vol. 77, no 2, p. 181-194.

KILIAN, Lutz. Not all oil price shocks are alike: Disentangling demand and supply shocks in the crude oil market. *American Economic Review*, 2009, vol. 99, no 3, p. 1053-69.

KILIAN, Lutz et PARK, Cheolbeom. The impact of oil price shocks on the US stock market. *International Economic Review*, 2009, vol. 50, no 4, p. 1267-1287.

KILIAN, Lutz et LEWIS, Logan T. Does the Fed respond to oil price shocks?. *The Economic Journal*, 2011, vol. 121, no 555, p. 1047-1072.

KILIAN, Lutz et MURPHY, Daniel P. Why agnostic sign restrictions are not enough: understanding the dynamics of oil market VAR models. *Journal of the European Economic Association*, 2012, vol. 10, no 5, p. 1166-1188.

KILIAN, Lutz et MURPHY, Daniel P. The role of inventories and speculative trading in the global market for crude oil. *Journal of Applied Econometrics*, 2014, vol. 29, no 3, p. 454-478.

KILIAN, Lutz. Oil price shocks: Causes and consequences. 2014. KILIAN, Lutz et LEE, Thomas K. Quantifying the speculative component in the real price of oil: The role of global oil inventories. *Journal of International Money and Finance*, 2014, vol. 42, p. 71-87.

KIM, Gil et VERA, David. Recent drivers of the real oil price: Revisiting and extending Kilian's (2009) findings. *Energy Economics*, 2019, vol. 82, p. 201-210.

KING, Mervyn A. et LEAPE, Jonathan I. Wealth and portfolio composition: Theory and evidence. *Journal of Public Economics*, 1998, vol. 69, no 2, p. 155-193.

KRAUGMAN, P. (2008), «Speculation and Signatures», Working paper.

KROLZIG, Hans-Martin, et al. Predicting Markov-switching vector autoregressive processes. Nuffield College, 2000.

KRUGMAN, Paul R. Target zones and exchange rate dynamics. *The Quarterly Journal of Economics*, 1991, vol. 106, no 3, p. 669-682.

KRUGMAN, Paul, « Oil and the Dollar », in Bhandari J. et Putnam B. (éd.), *Economic Interdependence and Flexible Exchange Rates*, MIT Press(1983a).

KRUGMAN, Paul. Oil shocks and exchange rate dynamics. In : *Exchange rates and international macroeconomics*. University of Chicago Press, (1983 b). p. 259-284.

KYRTSOU C. and VORLOW C., «Modelling non linear comovements between time series», *Journal of Macroeconomics*, (2009), Vol. 31, pp. 200-211.

LASSCHUIT, Winston et THIJSSSEN, Nort. Supporting supply chain planning and scheduling decisions in the oil and chemical industry. *Computers & chemical engineering*, 2004, vol. 28, no 6-7, p. 863-870.

LASSCHUIT, Winston et THIJSSSEN, Nort. Supporting supply chain planning and scheduling decisions in the oil and chemical industry. *Computers & chemical engineering*, 2004, vol. 28, no 6-7, p. 863-870.

LE BIHAN, Hervé. Tests de rupture: une application au PIB tendanciel français. *Economie prevision*, 2004, no 2, p. 133-154.

LE, Duong. Relationship between Crude Oil Prices and the US Dollar Exchange Rates: Constant or Time-varying?. *Journal of Applied Finance and Banking*, 2017, vol. 7, no 5, p. 103.

LE, Duong. Relationship between Crude Oil Prices and the US Dollar Exchange Rates: Constant or Time-varying?. *Journal of Applied Finance and Banking*, 2017, vol. 7, no 5, p. 103.

LEEPER, Eric M. Equilibria under 'active' and 'passive' monetary and fiscal policies. *Journal of monetary Economics*, 1991, vol. 27, no 1, p. 129-147.

LESCAROUX, François. Le prix du pétrole et la conjoncture économique américaine. 2006. Thèse de doctorat. Dijon.

LIEN, D., et YANG, L., «Asymmetric effect of basic on dynamic futures hedging: empirical evidence from commodity markets», *Journal of Banking & Finance*, (2008), Vol. 32, pp. 187-198.

LINDGREN, Georg. Markov regime models for mixed distributions and switching regressions. *Scandinavian Journal of Statistics*, 1978, p. 81-91.

LUNDBERGH, Stefan, TERÄSVIRTA, Timo, et VAN DIJK, Dick. Time-varying smooth transition autoregressive models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2003, vol. 21, no 1, p. 104-121.

LUUKKONEN, Ritva et TERÄSVIRTA, Timo. Testing Linearity of Economic Time Series against Cyclical A symmetry. ETLA Discussion Papers, 1988.

LUUKKONEN, Ritva, SAIKKONEN, Pentti, et TERÄSVIRTA, Timo. Testing linearity against smooth transition autoregressive models. *Biometrika*, 1988, vol. 75, no 3, p. 491-499.

LUUKKONEN, Ritva, TERÄSVIRTA, Timo, et LUUKKONEN, Rita. Testing linearity of economic time series against cyclical asymmetry. *Annales d'Economie et de Statistique*, 1990, p. 125-142.

LUUKKONEN R. et T. Teräsvirta, "Testing linearity of economic time series against cyclical asymmetry", *Annales d'économie et de Statistiques*, 20-21, 125-42, 1991.

MADDALA, Gangadharrao S. Limited-dependent and qualitative variables in econometrics. Cambridge university press, 1986.

MADDALA, Gangadharrao S. Disequilibrium, self-selection, and switching models. *Handbook of econometrics*, 1986, vol. 3, p. 1633-1688.

MADDALA, G. S. Disequilibrium modeling, switching regressions, and their relationship to structural change. In : *Economic Structural Change*. Springer, Berlin, Heidelberg, 1991. p. 159-168.

MADDALA, G. S. et KIM, In-Moo. Unit roots, cointegration and structural change. 2nd reimp. 2000.

MALKIEL, B. (1996), *A random walk down Wall Street*, New York, Norton, College Edition.

MALKIEL, Burton G. Passive investment strategies and efficient markets. *European Financial Management*, 2003, vol. 9, no 1, p. 1-10.

MANKIW, N. Gregory, MIRON, Jeffrey A., et WEIL, David N. The adjustment of expectations to a change in regime: A study of the founding of the Federal Reserve. National Bureau of Economic Research, 1987.

MAQUIN, Didier, MOUROT, Gilles, et RAGOT, José. *Caractérisation de mélange de distributions gaussiennes*. 2005.

MARI, Carlo. Regime-switching characterization of electricity prices dynamics. *Physica A: statistical mechanics and its applications*, 2006, vol. 371, no 2, p. 552-564.

MELHEM, Sadek et TERRAZA, Michel. The oil price and the dollar Reconsidered. *Commodity Modeling and Pricing: Methods for Analyzing Resource Market Behavior*, 2008, p. 65-76.

MELHEM, Sadek, MELHEM, Mahmoud, et al. Spéculateurs hétérogènes et volatilité excessive dans le prix du pétrole: une approche dynamique non linéaire. *LAMETA*, Université de Montpellier I, DR, 2012, no 16.

MIGNON Valérie. Les liens entre les fluctuations du prix du pétrole et du taux de change du dollar. In: *Revue d'économie financière*, n°94, 2009. Dollar : fin de règne ? pp. 187-195.

MILEVA, E. et SIEGFRIED, N., «Oil market structure, network effects and the choice of currency for oil invoicing », *Occasional Paper Series 77*, (2007), European Central Bank.

MIRMIRANI, Sam et LI, Hsi Cheng. A comparison of VAR and neural networks with genetic algorithm in forecasting price of oil. *Advances in Econometrics*, 2004, vol. 19, p. 203-223.

MITCHELL, Wesley Clair et GAY, Edwin Francis. *Business cycles: The problem and its setting*. New York : National Bureau of Economic Research, 1927.

MOSHIRI, S., «Testing for deterministic chaos in futures cure oil price: does neural network lead to better forecast? », (2004), *Economics Working Paper*, Volume 5.

NAKOV, Anton et PESCATORI, Andrea. Oil and the great moderation. *The Economic Journal*, 2009, vol. 120, no 543, p. 131-156.

NAKOV, Anton et PESCATORI, Andrea. Oil and the great moderation. *The Economic Journal*, 2009, vol. 120, no 543, p. 131-156.

NARAYAN, P.K., et NARAYAN, S., «Modelling oil price volatility», *Energy Policy*, (2007), Vol. 35, pp. 6549–6553.

NEFTCI, Salih N. Are economic time series asymmetric over the business cycle?. *Journal of Political Economy*, 1984, vol. 92, no 2, p. 307-328.

NEFTCI, Salih N. Statistical analysis of shapes in macroeconomic time series: is there a business cycle?. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1993, vol. 11, no 2, p. 215-224.

NEL, Willem P. et COOPER, Christopher J. A critical review of IEA's oil demand forecast for China. *Energy Policy*, 2008, vol. 36, no 3, p. 1096-1106.

OBSTFELD, Maurice, Gian Maria MILESI-FERRETTI & Rabah AREZKI (2016), « Oil prices and the global economy: It's complicated », in FMI, iMFdirect (blog), 24 mars 2016. Traduction française, « Prix du pétrole et économie mondiale : une histoire compliquée ».

Ojikutu, O. T., Onolemhemen, R. U., Isehunwa, S.O. Crude oil price volatility and its impact on Nigerian stock market performance (1985-2014). (2017), *International Journal of Energy Economics and Policy*, 7(5), 302-311.

OSIELWALSKI, J. et A. WELFE (1998), « The Price-Wage Mechanism : An Endogenous Switching Model », *European Economic Review*, 42 : 365-374.

PARK, J. et RATTI, R., « oil price shocks and stock markets in the US and 13 European countries », *Energy Economics*, (2008), Vol. 30, pp. 2587-2608.

PEEL, David A. et SPEIGHT, A. E. H. Threshold nonlinearities in output: some international evidence. *Applied Economics*, 1998, vol. 30, no 3, p. 323-333.

PESARAN, M. et MOHADDES, Kamiar. Oil Prices and the Global Economy: Is It Different This Time Around?. Federal Reserve Bank of Dallas, 2016.

PIERRU, Axel, SMITH, James L., et ZAMRIK, Tamim. L'impact de l'OPEP sur la volatilité des prix du pétrole: le rôle de capacités de réserve. *The Energy Journal*, 2018, vol. 39, no 2.

PINDYCK, Robert S. The long-run evolutions of energy prices. *The energy journal*, 1999, vol. 20, no 2.

PIROG R., « World oil demand and its effects on oil prices », CRS report for Congress, (2005), RL32530.

POTTER, Simon M. A nonlinear approach to US GNP. *Journal of applied econometrics*, 1995, vol. 10, no 2, p. 109-125.

PUCAR, Predrag et SJOBERG, J. On the hinge-finding algorithm for hingeing hyperplanes. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1998, vol. 44, no 3, p. 1310-1319.

QIN, Duo et LU, Maozu. Dynamic structure of disequilibrium models. *Economics of Planning*, 1998, vol. 31, no 1, p. 15-27.

QUANDT, Richard E. The estimation of the parameters of a linear regression system obeying two separate regimes. *Journal of the American statistical association*, 1958, vol. 53, no 284, p. 873-880.

QUANDT, Richard E. A new approach to estimating switching regressions. *Journal of the American statistical association*, 1972, vol. 67, no 338, p. 306-310.

QUANDT, Richard E. et RAMSEY, James B. Estimating mixtures of normal distributions and switching regressions. *Journal of the American statistical Association*, 1978, vol. 73, no 364, p. 730-738.

QUANDT, Richard E, "Computational problems and methods", in Z. Griliches and M.D. Intriligator (Eds), *Handbook of Econometrics, I*, Elsevier Science, 1983, Amsterdam, 699-746.

QUANDT, Richard E. *The Econometrics of Disequilibrium*, Basil Blackwell, New York and Oxford 1988.

RAMSEY, James B. et ROTHMAN, Philip. Time irreversibility and business cycle asymmetry. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1996, vol. 28, no 1, p. 1-21.

REHMAN, Mobeen Ur. Do oil shocks predict economic policy uncertainty?. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, vol. 498, p. 123-136.

REITZ, Stefan et SLOPEK, Ulf. Non-Linear Oil Price Dynamics: A Tale of Heterogeneous Speculators?. *German Economic Review*, 2009, vol. 10, no 3, p. 270-283.

ROGOFF, Kenneth, et al. Oil, productivity, government spending and the real yen-dollar exchange rate. *Federal Reserve Bank of San Francisco*, 1991.

SADORSKY, Perry. Modeling and forecasting petroleum futures volatility. *Energy Economics*, 2006, vol. 28, no 4, p. 467-488.

SAFARI, Ali et DAVALLOU, Maryam. Oil price forecasting using a hybrid model. *Energy*, 2018, vol. 148, p. 49-58.

SALANIÉ, Bertrand. Une nouvelle microéconomie, incitations et théorie des contrats. Les nouvelles théories économiques, Les Cahiers Français, 1995, no 272, p. 3-11.

SAMUELSON, Paul A. General proof that diversification pays. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1967, vol. 2, no 1, p. 1-13.

SARANTIS, Nicholas. Modeling non-linearities in real effective exchange rates. Journal of international money and finance, 1999, vol. 18, no 1, p. 27-45.

SARANTIS, N. Nonlinearities, cyclical behaviour and predictability in stock markets: International evidence. International Journal of Forecasting, 17(3), 459–482, 2001.

SHLEIFER, Andrei. Inefficient markets: An introduction to behavioural finance. OUP Oxford, 2000.

SORNETTE, Didier, WOODARD, Ryan, et ZHOU, Wei-Xing. The 2006–2008 oil bubble: Evidence of speculation, and prediction. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2009, vol. 388, no 8, p. 1571-1576.

STOCK, James H. et WATSON, Mark W. Has the business cycle changed? Evidence and explanations. Monetary policy and uncertainty: adapting to a changing economy, 2003, p. 9-56.

SUN, Yuying, HAN, Ai, HONG, Yongmiao, et al. Threshold autoregressive models for interval-valued time series data. Journal of Econometrics, 2018, vol. 206, no 2, p. 414-446.

TABAK, Benjamin M. et CAJUEIRO, Daniel O. Are the crude oil markets becoming weakly efficient over time? A test for time-varying long-range dependence in prices and volatility. Energy Economics, 2007, vol. 29, no 1, p. 28-36.

TER ELLEN, Saskia et ZWINKELS, Remco CJ. Oil price dynamics: A behavioral finance approach with heterogeneous agents. Energy Economics, 2010, vol. 32, no 6, p. 1427-1434.

TERASVIRTA T. "Modeling economic relationships with smooth transition regressions", Handbook of Applied Economic Statistics, vol. 155, New York ; Basel and Hong Kong : Dekker, 507-52, 1998.

TERÄSVIRTA T. et H.M. Anderson. "Characterizing nonlinearities in business cycles using smooth transition autoregressive models", *Journal of Applied Econometrics*, 7, S119-S136, 1992.

TERÄSVIRTA, Timo et ANDERSON, Heather M. Characterizing nonlinearities in business cycles using smooth transition autoregressive models. *Journal of applied Econometrics*, 1992, vol. 7, no S1, p. S119-S136.

TERÄSVIRTA, Timo. Specification, estimation, and evaluation of smooth transition autoregressive models. *Journal of the American Statistical Association*, 1994, vol. 89, no 425, p. 208-218.

TERÄSVIRTA T., D. Tjøstheim et C.W.J. Granger. "Aspects of modelling nonlinear time series", *Handbook of Econometrics*, volume 4, Amsterdam ; London and New York : Elsevier, North-Holland, 2917-57, 1994.

TERÄSVIRTA, Timo, TJØSTHEIM, Dag, GRANGER, Clive William John, et al. *Modelling nonlinear economic time series*. Oxford : Oxford University Press, 2010.

THROOP, Adrian W. A generalized uncovered interest parity model of exchange rates. *Economic Review-Federal Reserve Bank of San Francisco*, 1993, no 2, p. 3.

TIAO, George C. et TSAY, Ruey S. Some advances in non-linear and adaptive modelling in time-series. *Journal of forecasting*, 1994, vol. 13, no 2, p. 109-131.

TITTERINGTON, D. Michael, SMITH, Adrian FM, et MAKOV, Udi E. *Statistical analysis of finite mixture distributions*. Wiley, 1985.

TONG, H. *On a Threshold Model in Pattern Recognition and Signal Processing*, Edited by: Chen, C. H. Amsterdam: Sijhoff & Noordhoff, 1978.

TONG, H. and Lim, K.S. "Threshold Autoregression, Limit Cycles and Cyclical Data". *Journal of the Royal Statistical Society*, 42: 245–292. (with discussion), Ser. B, 1980.

TONG, H. *Threshold Models in Nonlinear Time Series Analysis*, New York: Springer-Verlag. (Lecture Notes in Statistics No. 21), 1983.

TONG H. *Nonlinear time series : a dynamical systems approach*, Oxford University Press, Oxford, 1990.

- TSAY, R. S. 1986. "Nonlinearity Tests For Time Series,". *Biometrika*, 73: 461–466.
- TSAY, Ruey S. Testing and modeling threshold autoregressive processes. *Journal of the American statistical association*, 1989, vol. 84, no 405, p. 231-240.
- TSAY, R. S. 1988. "Outliers, Level Shifts, and Variance Changes in Time Series,". *Journal of Forecasting*, 7: 1–20.
- Turner, C. M., Startz, R., & Nelson, C. R. (1989). A Markov model of heteroskedasticity, risk and learning in the stock market. *Journal of Financial Economics*, 25(1), 3–22.
- UCTUM, Remzi, et al. *Théorie et économétrie du déséquilibre en économie ouverte*. 2000.
- UCTUM, Remzi. *Économétrie des modèles à changement de régimes: un essai de synthèse*. *L'Actualité économique*, 2007, vol. 83, no 4, p. 447-482.
- UGWU, L. L. C., UDE, E. F., NWAMBA, H. O., et al. Effect of crude oil and some petroleum products on *Clarias gariepinus* fingerlings (catfish: Claridae). 2011.
- VAN DIJK, Dick et FRANSES, Philip Hans. Nonlinear error-correction models for interest rates in the Netherlands. 1997.
- VAN DIJK, Dick van, TERÄSVIRTA, Timo, et FRANSES, Philip Hans. Smooth transition autoregressive models—a survey of recent developments. *Econometric reviews*, 2002, vol. 21, no 1, p. 1-47.
- VAN NORDEN, Simon et SCHALLER, Huntley. The predictability of stock market regime: evidence from the Toronto Stock Exchange. *The Review of Economics and Statistics*, 1993, p. 505-510.
- VAN NORDEN, Simon. Regime switching as a test for exchange rate bubbles. *Journal of Applied Econometrics*, 1996, vol. 11, no 3, p. 219-251.
- VERLEGER, Philip K. *Oil markets in turmoil: an economic analysis*. Ballinger Pub. Co., 1982.
- WANG, Sih-Yu, KUO, Yu-Chia, HONG, Andy, et al. Bioremediation of diesel and lubricant oil-contaminated soils using enhanced landfarming system. *Chemosphere*, 2016, vol. 164, p. 558-567.

WATSON, Patrick Kent. Macroeconomic dynamics in Trinidad & Tobago: Implications for monetary policy in a very small oil-based economy. Department of Economics, University of the West Indies, 2003.

Wei, C.C., Chen, S.M. Examining the relationship of crude oil future price return and agricultural future price return in US. (2016), *International Journal of Energy Economics and Policy*, 6(1), 58-64.

WEINBACH, Gretchen Cope. Regime switching with time-varying transition probabilities: Methodological issues and application to exchange rates. 1994.

WU C., LEI Y. et FANG T., «stochastic chaos in a duffing oscillator and its control», *Chaos solutions and fractals*, (2006), Vol. 27, pp. 459-469.

XINHUA, P. «News Analysis: Oil prices hike: is speculation all to blame? », (2008).

YANG, Kai, WANG, Dehui, JIA, Boting, et al. An integer-valued threshold autoregressive process based on negative binomial thinning. *Statistical Papers*, 2018, vol. 59, no 3, p. 1131-1160.

YU, Lean, DAI, Wei, et TANG, Ling. A novel decomposition ensemble model with extended extreme learning machine for crude oil price forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, vol. 47, p. 110-121.

YU, Lean, ZHAO, Yaqing, TANG, Ling, et al. Online big data-driven oil consumption forecasting with Google trends. *International Journal of Forecasting*, 2018.

YU, Lean, ZHAO, Yaqing, TANG, Ling, et al. Online big data-driven oil consumption forecasting with Google trends. *International Journal of Forecasting*, 2019, vol. 35, no 1, p. 213-223.

ZHANG, X., LAI, K.K., et WANG, S.Y., «A new approach for crude oil price analysis based on empirical mode decomposition», (2008), *Energy Economics*, Vol. 30, pp. 905-918.

ZHAO, S., WANG, F., XU, H. et ZHU, J. «Multi-frequency identification method in signal processing», *Digital Signal Processing*, (2009), Vol. 19, pp. 555-566.

ZHAO, Yang, LI, Jianping, et YU, Lean. A deep learning ensemble approach for crude oil price forecasting. *Energy Economics*, 2017, vol. 66, p. 9-16.

ZHU, Huiming, SU, Xianfang, VOUS, Wanhai et al. Effets asymétriques des chocs des prix du pétrole sur les rendements boursiers: preuves d'une approche de changement de régime de Markov en deux étapes. *Économie appliquée*, 2017, vol. 49, no 25, p. 2491-2507.

ZIVOT E. et Andrews W.K.(1992), "Further evidence on the Great Crash, the oil-price shock, and the unit-root hypothesis", *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(3), juillet, 25-44.

ZOU, Gaoluet CHAU, K. W. Short-and long-run effects between oil consumption and economic growth in China. *Energy policy*, 2006, vol. 34, no 18, p. 3644-3655.

Liste des tableaux

Tableau 1 : Production mondiale de pétrole (en milliers de barils/jour) entre 2016 et 2018(Source: BP Statistical Review 2019).....	22
Tableau 2 : Membres de L'OPEP en 2019.....	25
Tableau 3 : L'évolution de la consommation de pétrole dans le monde (mb/j).....	37
Tableau 4 : Résultats statistiques de la production mensuelle mondiale du pétrole entre 1990 et 2018.	59
Tableau 5 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : logarithme de la production mondiale du pétrole pour l'échantillon 1990 à 2018.....	60
Tableau 6 : Résultats statistiques de la consommation mensuelle mondiale du pétrole entre 1990 et 2018.....	65
Tableau 7 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : logarithme de la consommation mondiale du pétrole pour l'échantillon 1990 à 2018.....	66
Tableau 8 : Résultats statistiques du taux de change mensuel entre 1990 et 2018.....	70
Tableau 9 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : logarithme du taux de change Dollar/Euro pour l'échantillon 1990 à 2018.....	71
Tableau 10 : Résultats statistiques du prix de pétrole (mensuel et journalier) entre 1990 et 2018.	78
Tableau 11 : Résultats des tests de racines unitaires Philips –Perron : Logarithme du prix du pétrole pour l'échantillon 1990 à 2018 (Journalier et mensuelle)	79
Tableau 12 : Présentation des échantillons.....	135
Tableau 13 : Résultats de la régression du modèle linéaire autorégressive journalier.	137
Tableau 14 : Test de linéarité RESET sur la régression linéaire (Journalier).	138
Tableau 15: Test de BDS sur les résidus du modèle linéaire (Journalier).....	139
Tableau 16: Test de date de ruptures de Quandt-Andrews (régression des données journalières).	141
Tableau 17: Test de dates de ruptures Multiples (régression des données journalières).....	141
Tableau 18: Estimation du modèle TAR (Journalier).	144
Tableau 19 : Test Ramsey RESET sur modèle TAR (Journalier).	145
Tableau 20: Résultats du modèle SETAR (Journalier).	146
Tableau 21 : Test Ramsey RESET sur modèle SETAR (Journalier).	147
Tableau 22 : Résultats du modèle NeTAR (Journalier).	148
Tableau 23 : Test Ramsey RESET sur modèle SETAR(Journalier).	149
Tableau 24 : Estimation du modèle LSTAR(Journalier).....	152
Tableau 25 : Estimation du modèle ESTAR(Journalier).....	155
Tableau 26 : Résultats du test de linéarité (Journalier).	156
Tableau 27 : Choix entre modèle LSTAR et ESTAR (Journalier).....	157
Tableau 28 : Estimation du modèle à changement de régime Markovien(Journalier).	159

Tableau 29 : Probabilités de transition entre les régimes (Journalier).	160
Tableau 30 : Estimation Ne.ST/TAR (Journalier).....	163
Tableau 31 : Résultats de la régression du modèle linéaire autorégressive mensuelle.	168
Tableau 32 : Test de linéarité RESET.	170
Tableau 33 : Test de dates de ruptures Multiples (régression données mensuelles).	171
Tableau 34 : Tableau de l'estimation des modèles TAR SETAR et NeTAR de la fréquence mensuelle.	176
Tableau 35 : Résultats des modèles LSTAR et ESTAR pour la fréquence mensuelle.....	183
Tableau 36 : Résultats de test de linéarité contre un modèle STAR.	185
Tableau 37 : Choix entre modèle LSTAR et modèle ESTAR.....	185
Tableau 38 : Estimation du modèle à changement Markovien pour la fréquence mensuelle.	187
Tableau 39 : Estimation du modèle Ne.ST/TAR pour la fréquence mensuelle.....	189
Tableau 40 : Tableau de contingence du prix de pétrole.	206

Liste de figures :

Figure 1: Prix annuel moyen du pétrole brut entre 1960 et 2019 (en dollars Américain par baril).....	3
Figure 2 : Production mondiale du pétrole. Source AIE	20
Figure 3: Evolution des trois premiers producteurs du pétrole dans le monde 1985-2018. Source: BP Statistical Review 2019.....	28
Figure 4 : Production journalière du pétrole aux Etats-Unis Janvier- Septembre 2015(milliers Barils par jour). Source AIE	29
Figure 5 : Nombre de foreuses pétrolière en activité aux États-Unis. Source : Baker Hughes.	30
Figure 6 : Production du pétrole (milliers Barils par jour) en Arabie Saoudite.	31
Figure 7 : Production du pétrole (milliers Barils par jour) en Russie. Source BP Statistical Review, 2019.....	32
Figure 8 : Répartition de la consommation mondiale de pétrole par pays en 2018. Source BP Review 2019.....	35
Figure 9 : Répartition par secteur de la consommation primaire de pétrole dans le monde en 2016. Source : Enerdata Global Energy and CO2 Data (2017).....	36
Figure 10 : L'évolution de la consommation de pétrole dans le monde 1971-2018. Source BP Statistical Review, 2019.....	37
Figure 11 : L'évolution du prix du pétrole et le taux de change du dollar/Euro.	50
Figure 12 : Répartition des réserves prouvées du pétrole 2018. Source BP Review 2019.....	56
Figure 13 : Production mondiale de pétrole brut (Milliers de barils par jour) entre 1965 et 2018 (Source: Review BP 2019).....	57
Figure 14 : La production mensuelle mondiale (Milliers de barils par jour) de pétrole de Janvier 1990 à Décembre 2018.	58
Figure 15 : Le corrélogramme du logarithme de la production mensuelle mondiale de pétrole de 1990 à 2018.	59
Figure 16 : Evolution de la production mondiale et le prix du pétrole.....	60
Figure 17 : La consommation mondiale de pétrole (Mb/j) de 1965 à 2018.	64
Figure 18 : La consommation mensuelle mondiale de pétrole de 1990 à 2018	65
Figure 19: Le corrélogramme de la consommation mensuelle mondiale de pétrole de 1990 à 2018. ..	66
Figure 20 : Evolution de la consommation mondiale et le prix du pétrole.	67
Figure 21 : Evolution du taux de change annuelle Euro/Dollar.	68
Figure 22: Evolution du taux de change mensuelle Dollar/Euro.....	69
Figure 23 : Le corrélogramme du taux de change Euro/Dollar mensuelle de 1990 à 2018.	71
Figure 24: Evolution du taux de change annuelle Euro/Dollar et le prix du pétrole.	72
Figure 25: L'évolution annuelle du prix de pétrole (\$) de 1960 à 2018.....	75
Figure 26 : L'évolution mensuelle du prix de pétrole (\$) de janvier 1990 à 2018	76

Figure 27: L'évolution journalière du prix de baril de pétrole (\$).	77
Figure 28 : Le corrélogramme de prix du pétrole journalier et mensuelle.	78
Figure 29: Fonctions de transition logistiques.....	90
Figure 30 : La fonction de transition pour le modèle logistique LSTAR.....	106
Figure 31 : La fonction de transition pour le modèle exponentiel ESTAR.....	107
Figure 32:Exemple d'un mélange gaussien (a) univarié et (b) bivarié.....	116
Figure 33 : Présentation de la classification des modèles à changement de régime.....	131
Figure 34: Tests de stabilité Cusum et Cusum aux carrés (journalier).....	138
Figure 35: Les résidus Récursifs de la régression linéaire (journalier).	139
Figure 36 : la fonction Logistique de lissage estimée.	153
Figure 37 : la fonction de transition Exponentiel de lissage estimée.	156
Figure 38 : les changements de probabilité entre les régimes du modèle Markov.....	161
Figure 39 : Evolution Mensuelle du prix de pétrole Brent Futures en \$.	166
Figure 40 : Les résidus Récursifs de la régression linéaire.	170
Figure 41 : Tests de stabilité Cusum et Cusum aux carrés.....	171
Figure 42 : les fonctions Logistique et Exponentiel de lissage estimé pour la fréquence mensuelle..	184
Figure 43 : Les rendements de prix du pétrole.	204

Résumé :

Les événements récents sur les marchés énergétiques mondiaux, qui se traduisent par une alternance de phases haussières et baissières des prix, ont laissé perplexes autant les milieux professionnels que les cercles académiques sur les explications sous-jacentes à la formation de ces prix. La modélisation linéaire (les modèles linéaires autorégressifs usuels univariés (ARMA)) s'est trouvée face à une impossibilité de rendre compte des changements structurels profonds que connaît le marché du pétrole.

Cette thèse a pour ambition de dépasser le cadre très restrictif de linéarité de la dynamique du marché pétrolier. Ainsi, nous recourons à une large famille des modèles non linéaires : les modèles à changement de régime (Changement de régime markoviens (Markov Switching Models), TAR (Transition Autoregressive Models), STAR (Smooth Transition Autoregressive Models)). Dans un premier chapitre, nous avons défini les facteurs explicatifs des prix du pétrole et les différentes sources de chocs. Le second chapitre est consacré à la présentation des modèles à changement de régime, la classification et les propriétés de chaque modèle. Le troisième chapitre porte sur l'application de ces modèles sur deux fréquences d'échantillon, pour définir d'un côté, l'apport en termes de paramètres et de compréhension de la dynamique du prix et de l'autre, la possibilité d'une combinaison de mécanismes de transition permettant de mieux cerner les variations. Les résultats des différentes estimations ont montré une supériorité des modèles à changement de régime par rapport à la modélisation linéaire, ainsi que l'importance d'adapter le mécanisme de transition (modèle Ne.ST/TAR) pour mieux expliquer les variations du prix de pétrole.

Mots clés : Prix du Pétrole, Modèles non linéaire, Modèles à seuils, Changement de régime markoviens.

Abstract:

Recent events on the global energy markets, resulting in both upward and downward price movements, have puzzled both professional and academic circles regarding the underlying factors behind the price determination. Linear modeling, the standard univariate autoregressive linear models (ARMA), is not able to account for the deep structural changes in the oil market.

This thesis aims to go beyond the very restrictive framework of linearity of oil market dynamics. For this purpose, we use a broad range of non-linear models: the Markov Regime Switching Models, Transition Auto-Regressive Models (TAR), and Smooth Transition Auto-Regressive Models (STAR). In the first chapter, we identify the drivers of oil price formation and we explain the various sources of shocks. The second chapter provides a detailed review of the regime-switching models, the classification and the properties of each model. In the third chapter, we apply these models on two different samples and frequencies in order to define two things. On one hand, the contribution in terms of parameters and understanding of price dynamics and, on the other hand, the possibility of a combination of transition mechanisms in order to understand the variations better. Results of the different estimates showed a superiority of regime-switching models over linear modelling, as well as the importance of adapting the transition mechanism (Ne.ST/TAR model) to better explain oil price variations.

Keywords: Oil Prices, Nonlinear Models, Threshold Models, Markov Switching.