



Projet d'Économétrie de la Finance



Transition énergétique et interdépendances de
marché : le lien entre carbone, énergie fossile
et actions énergétiques

Master 2 MBFA - Analyse des Risques de
Marché

Arthur GIRAUD et Rehan MASOOD

Année Universitaire 2025-2026

Table des matières

Remerciements	3
Avant-propos	4
Abstract	6
1 Introduction	7
1.1 Contexte et motivation	7
1.2 Problématique et objectif	7
1.3 Méthodologie et structure du rapport	8
2 Revue de littérature	9
2.1 Marchés de l'énergie et finance	9
2.2 Prix du carbone et marchés financiers	10
2.3 Actions « vertes » et transition énergétique	10
2.4 Synthèse et contribution de l'étude	11
3 Données et statistiques descriptives	13
3.1 Description des données	13
3.2 Analyse graphique des séries en niveau	13
3.2.1 Brent	13
3.2.2 ETF Clean Energy	14
3.2.3 Prix du CO ₂	15
3.2.4 NextEra Energy	16
3.2.5 Tesla	17
3.3 Statistiques descriptives des variables en log	18
4 Analyse Univariée	19
4.1 Analyse de la stationnarité	19
4.1.1 Test de Dickey-Fuller augmenté	19
4.1.2 Hypothèses jointes dans les modèles ADF	20
4.2 Résultat de l'analyse de la stationnarité	21
5 Analyse Multivariée	26
5.1 Modèle VAR	26
5.1.1 Formulation du modèle VAR(p)	26
5.1.2 Sélection du lag optimal : critères d'information	26
5.1.3 Vérification du modèle : autocorrélation et stabilité	27
5.2 Test de cointégration d'Engle et Granger (1987)	28
5.3 Test de cointégration de Johansen	29
5.3.1 Choix de la spécification déterministe	29
5.3.2 Test de cointégration de Johansen	30
5.4 Modèle VECM	31
5.4.1 Modèle VECM et mécanisme de correction d'erreur	31
5.4.2 Interprétation des résultats du VECM	31
5.4.3 Vitesse d'ajustement vers l'équilibre de long terme	32
5.4.4 Tests de causalité de Granger	33
5.5 Interprétation des décompositions de variance	34
5.6 Analyse des fonctions de réponse impulsionnelle	35

6	Conclusion	37
7	Bibliographie	39
8	Annexes	41
8.1	Test ADF pour <i>LBRENT</i>	41
8.2	Test ADF pour <i>LCLEANETF</i>	42
8.3	Test ADF pour <i>LCO2</i>	44
8.4	Test ADF pour <i>LNEXTERA</i>	45
8.5	Test ADF pour <i>LTESLA</i>	47
8.6	VAR(2)	49
8.7	Test de Johansen	50
8.8	VECM	52
8.9	Causalité de Granger	53
8.10	Décompositions de variance du modèle VAR	54
8.11	Fonctions de réponse impulsionnelle du modèle VAR	56

Remerciements

Nous remercions chaleureusement Monsieur Boumediene SOUIKI, enseignant du module *Économétrie de la Finance*, pour la qualité de son encadrement, la clarté de ses explications et la rigueur méthodologique transmise tout au long du semestre. Son accompagnement a grandement contribué à la réalisation de ce projet.

Nous tenons également à remercier l'ensemble de nos camarades de la promotion *Analyse des risques de marché* pour les échanges constructifs, les discussions collectives et l'entraide dont chacun a fait preuve au cours de cette période de travail. Leur esprit collaboratif et leur engagement ont largement contribué à créer un environnement de travail stimulant et bienveillant.

Avant-propos

Ce projet a été réalisé dans le cadre de notre année de Master 2 en Finance de Marché. Il reflète notre volonté d’approfondir la compréhension des mécanismes de transmission entre les marchés financiers et énergétiques, en mobilisant des outils d’économétrie appliquée aux séries temporelles.

Nous avons choisi de concentrer notre analyse sur les liens entre les prix de l’énergie fossile, du carbone et les actions du secteur énergétique, dans un contexte mondial marqué par la transition énergétique et les mutations profondes des marchés de l’énergie. Cette thématique nous est apparue particulièrement pertinente, à la fois par son actualité économique et par sa portée stratégique pour les investisseurs, les entreprises et les institutions publiques.

Ce travail nous a permis de mettre en œuvre des modèles économétriques avancés, tels que les modèles VAR, VECM, afin d’étudier la dynamique conjointe des prix du Brent, du CO₂, et des titres représentatifs du secteur énergétique comme NextEra Energy, Tesla Inc. ou encore les ETF Clean Energy.

Au-delà de l’aspect technique, ce projet nous a offert l’opportunité de confronter la théorie économique aux réalités de marché, d’analyser la manière dont les politiques climatiques, la transition énergétique et les chocs géopolitiques influencent la valorisation des actifs financiers, et de mieux saisir les interactions entre finance durable et économie réelle.

Préambule

L'évolution des marchés de l'énergie et des marchés financiers au cours des dernières décennies a profondément transformé la manière d'analyser les risques et les interdépendances entre actifs. La montée des préoccupations climatiques, le durcissement progressif des politiques de réduction des émissions de CO₂ et la succession de chocs géopolitiques ont rendu la structure des prix de l'énergie particulièrement complexe. Dans un environnement marqué par une forte volatilité du pétrole, l'essor des énergies renouvelables et la tarification croissante du carbone, il devient essentiel de mieux comprendre les relations de long terme qui unissent énergie fossile, prix du carbone et valorisation boursière des entreprises du secteur énergétique.

Ce projet s'inscrit dans cette perspective. Il propose une analyse approfondie de la cointégration entre le prix du pétrole Brent, le prix du CO₂ sur le marché européen des quotas d'émission (EU ETS), et plusieurs actifs représentatifs de la transition énergétique : l'action Tesla, l'action NextEra Energy et un ETF d'énergie propre. À travers ce panier d'actifs, l'étude cherche à capter la manière dont les marchés financiers arbitrent entre énergies fossiles et technologies bas carbone, et dans quelle mesure la transition énergétique se traduit par des relations de long terme stables ou en recomposition.

À travers ce travail, nous mobilisons des outils d'économétrie de séries temporelles multivariées, en particulier les tests de cointégration de Johansen et les modèles à correction d'erreur vectoriels (VECM), complétés par une analyse dynamique (causalité de Granger). Ce projet vise à combiner rigueur quantitative et réflexion économique sur la transition énergétique, afin de mieux appréhender la façon dont les prix de l'énergie et du carbone se répercutent sur les marchés actions et d'éclairer les enjeux de valorisation des actifs « verts » dans un environnement financier et réglementaire en profonde mutation.

Abstract

Ce projet porte sur l'analyse des relations de long terme entre le prix de l'énergie fossile, le prix du carbone et les actions du secteur énergétique sur la période 2011–2024. À travers un ensemble d'actifs emblématiques de la transition énergétique (Tesla, NextEra Energy, ETF d'énergie propre) et de référence fossile (pétrole Brent), ainsi que le prix des quotas de CO₂ européens, l'étude cherche à comprendre comment la transition climatique se reflète dans les marchés financiers.

Pour cela, nous mobilisons des outils d'économétrie multivariée de séries temporelles. À partir de données mensuelles issues de bases de données financières, nous testons l'existence de vecteurs de cointégration entre le Brent, le prix du CO₂ (EU ETS), l'action Tesla, l'action NextEra et un ETF Clean Energy, à l'aide de la méthode de Johansen. Nous estimons ensuite un modèle VAR et VECM afin d'analyser les ajustements de court terme vers les relations de long terme et complétons l'étude par des tests de causalité de Granger pour évaluer la transmission des chocs entre énergie fossile, carbone et actifs « verts ».

Au-delà de l'exercice statistique, nous remettons ces résultats en perspective avec le contexte macroéconomique et géopolitique de la période : chocs pétroliers, crise énergétique européenne, durcissement progressif de la politique climatique européenne et montée en puissance des valeurs d'énergie renouvelable. Nous discutons également le rôle du prix du CO₂ comme nouveau facteur de risque financier, ainsi que les différences de sensibilité entre titres individuels (Tesla, NextEra) et portefeuille agrégé d'actions propres (ETF).

Nos résultats mettent en évidence l'existence de relations de long terme entre certaines composantes de l'énergie fossile, du carbone et des actifs verts, tout en révélant une hétérogénéité marquée au sein du segment « vert ». L'étude souligne ainsi que la transition énergétique ne se traduit pas par une simple déconnexion entre énergie fossile et actifs propres, mais par une recomposition progressive des interdépendances financières. Ce travail illustre l'apport de l'économétrie multivariée à l'analyse de la transition énergétique sur les marchés et confirme la nécessité d'adapter les outils de modélisation aux spécificités des actifs liés au climat.

1.0 Introduction

1.1 Contexte et motivation

Depuis une quinzaine d'années, la question de la transition énergétique s'est imposée au cœur des débats économiques, financiers et politiques. La signature de l'Accord de Paris en 2015, l'adoption du Pacte vert européen et la multiplication des objectifs de neutralité carbone ont profondément modifié les perspectives de long terme pour les secteurs liés à l'énergie. Les États comme les entreprises sont désormais incités à réduire leurs émissions de gaz à effet de serre, ce qui passe à la fois par une baisse de la consommation d'énergies fossiles et par un développement massif des énergies renouvelables. Dans ce contexte, les prix de l'énergie ont connu une volatilité

accrue. Le prix du baril de Brent a été marqué par plusieurs épisodes de rupture : effondrement de 2014–2016 lié au déséquilibre offre/demande, chute brutale pendant la crise du COVID-19, puis flambée à partir de 2021 dans un contexte de reprise post-pandémie et de tensions géopolitiques (notamment la guerre en Ukraine). Parallèlement, le prix du carbone en Europe, via le Système

d'échange de quotas d'émission (EU ETS), s'est progressivement imposé comme un signal central de la politique climatique. Le durcissement des règles (plafond d'émissions décroissant, mise en place de la réserve de stabilité du marché, extension à de nouveaux secteurs) a contribué à une hausse tendancielle du prix de la tonne de CO₂ et à sa plus forte intégration dans les décisions des entreprises et des investisseurs. Sur les marchés financiers, ces évolutions s'accompagnent d'une

transformation profonde de l'univers d'investissement. D'un côté, les actifs « bruns », directement liés aux énergies fossiles, restent largement présents dans les portefeuilles et continuent de jouer un rôle macro-financier majeur. De l'autre, les « clean assets » connaissent un essor rapide, soutenus par les politiques publiques, les innovations technologiques et la montée en puissance des critères ESG. Dans ce cadre, il est légitime de se demander si cette transition énergétique

se traduit par une recomposition des relations de long terme entre le prix de l'énergie fossile (pétrole Brent), le prix du carbone (EU ETS) et la valorisation boursière des entreprises et des portefeuilles liés à l'énergie et à la transition, représentés notamment par Tesla, NextEra Energy et un ETF Clean Energy. C'est précisément cette question que ce mémoire cherche à explorer à travers une approche de cointégration multivariée sur la période 2011–2024.

1.2 Problématique et objectif

L'idée centrale de ce travail est que la transition énergétique ne se joue pas uniquement dans les textes de loi ou les investissements physiques, mais aussi dans la manière dont les marchés financiers *pricent* les actifs liés à l'énergie. Si les investisseurs anticipent une réduction progressive de la dépendance aux énergies fossiles et une montée en puissance des technologies bas carbone, cette anticipation devrait se refléter, au moins en partie, dans les relations de long terme entre les prix du pétrole, du carbone et les actions du secteur énergétique.

La problématique retenue est la suivante :

Les prix de l'énergie fossile, du carbone et des actions du secteur énergétique sont-ils liés par des relations de cointégration traduisant une dynamique de transition énergétique sur les marchés financiers ?

À partir de cette question générale, plusieurs objectifs spécifiques se dégagent. Les principaux objectifs sont de mesurer l'existence et la nature des interdépendances de long terme entre énergie fossile, prix du carbone et actifs « verts » à l'aide de tests de cointégration multivariés, d'analyser les mécanismes d'ajustement de court terme autour de ces relations de long terme en identifiant quelles variables corrigent les déséquilibres (Brent, CO₂, actions, ETF), d'évaluer le rôle du prix

du carbone comme facteur de risque financier en observant notamment s'il exerce une influence asymétrique sur les actifs fossiles et les actifs verts, et enfin d'étudier l'impact des chocs majeurs de la période (effondrement pétrolier de 2014–2016, crise du COVID-19, crise énergétique européenne de 2021–2022) sur la dynamique des relations entre ces actifs, notamment via des modèles à changement de régime. L'enjeu du mémoire est donc double : d'une part, apporter une

contribution empirique à la littérature sur les liens entre marchés de l'énergie, prix du carbone et actifs verts ; d'autre part, proposer une lecture financière de la transition énergétique à travers la structure de long terme des prix de marché.

1.3 Méthodologie et structure du rapport

Pour répondre à cette problématique, le mémoire s'appuie sur une démarche économétrique de séries temporelles multivariées, appliquée à des données mensuelles couvrant la période 2011–2024 pour cinq variables : le prix du baril de **Brent**, le prix de la tonne de CO₂ sur l'**EU ETS**, l'action **Tesla**, l'action **NextEra Energy** et un **ETF Clean Energy** représentant un portefeuille d'entreprises d'énergie renouvelable. La démarche économétrique suivie peut être

résumée en plusieurs étapes. Dans un premier temps, une analyse préliminaire des séries est réalisée, incluant la transformation des données (logarithmes, rendements le cas échéant) et la mise en œuvre de tests de stationnarité, afin de vérifier l'ordre d'intégration des séries et de confirmer qu'elles sont majoritairement $I(1)$. Dans un deuxième temps, un modèle VAR en niveau est estimé pour le système (Brent, CO₂, Tesla, NextEra, ETF Clean), le nombre de retards optimal étant choisi à l'aide de critères d'information tels que l'AIC, le SC ou le HQ, puis les tests de cointégration de Johansen (statistiques de Trace et de Maximum Eigenvalue) sont appliqués pour déterminer le nombre de relations de long terme liant les variables. Dans un troisième temps, en cas de cointégration, un modèle à correction d'erreur vectoriel (VECM) est estimé, ce qui permet de combiner les relations de long terme, représentées par les vecteurs de cointégration, et les dynamiques de court terme, capturées par les différences premières et les retards ; les coefficients de long terme (β) et les vitesses d'ajustement (α) sont alors interprétés afin d'identifier quelles variables réagissent aux déséquilibres. Enfin, des tests de causalité de Granger sont réalisés pour étudier les directions d'influence entre les variables (par exemple Brent vers ETF Clean, ou CO₂ vers Tesla).

Sur cette base, la structure du rapport est organisée de la manière suivante. La **Partie 2** présente en détail les variables étudiées et la revue de littérature sur les liens entre prix du pétrole, prix du carbone, actions d'énergie renouvelable et transition énergétique. La **Partie 3** est consacrée aux données et à la description statistique, en exposant les sources, les transformations effectuées, les statistiques descriptives et l'analyse graphique. La **Partie 4** présente les résultats de l'analyse univariée. La **Partie 5** détaille la méthodologie économétrique retenue, incluant les tests de stationnarité, la spécification du VAR, la procédure de cointégration de Johansen, l'estimation du VECM, les tests de causalité de Granger et, le cas échéant, les modèles à changement de régime. Enfin, la **Conclusion** synthétise les principaux enseignements, souligne les limites de l'étude et ouvre des pistes pour de futurs travaux.

2.0 Revue de littérature

Avant de passer aux aspects purement économétriques, il est utile de présenter brièvement les variables retenues et de les replacer dans les débats existants sur les liens entre énergie fossile, prix du carbone et actions « vertes ». Cette section combine donc une présentation qualitative des actifs étudiés et une revue de la littérature sur les relations entre pétrole, carbone et marchés financiers.

Présentation des variables étudiées

L'étude mobilise cinq séries mensuelles entre 2011 et 2024 :

- **BrentOil** : Prix du baril de Brent, référence mondiale pour le pétrole. Il représente le marché de l'énergie fossile et capte les chocs géopolitiques (printemps arabe, guerre en Ukraine), les cycles de la demande mondiale et les ruptures structurelles (crash pétrolier de 2014–2016, COVID-19, crise énergétique de 2021–2022).
- **CO₂ (EU ETS)** : Prix de la tonne de CO₂ sur le système européen d'échange de quotas d'émission (EU ETS). Mis en place en 2005, l'EU ETS couvre environ 45 % des émissions de gaz à effet de serre de l'UE et se trouve aujourd'hui en phase IV (2021–2030). Le plafond d'émissions décroissant et les enchères d'allocations renforcent la rareté des quotas et font du prix du carbone un signal central de la politique climatique européenne.
- **Tesla** : Action d'un constructeur automobile focalisé sur les véhicules électriques et les batteries. Tesla est souvent considérée comme un pilier des valeurs technologiques vertes et de la transition électrique, très sensible aux anticipations sur la demande future de véhicules électriques, aux politiques de subventions et aux conditions financières.
- **NextEra Energy** : Entreprise utilitaire américaine et développeur d'infrastructures énergétiques. NextEra est aujourd'hui l'un des plus grands producteurs mondiaux d'électricité éolienne et solaire via sa filiale NextEra Energy Resources, tout en conservant une base d'actifs fossiles (gaz, nucléaire). Cela en fait un acteur typique de la transition d'un mix fossile vers un mix bas carbone.
- **ETF Clean Energy** : Un fonds indiciel coté représentant un portefeuille d'actions d'entreprises de l'énergie renouvelable (par exemple des ETF de type iShares Global Clean Energy UCITS, répliquant l'indice S&P Global Clean Energy). Ces ETF investissent dans les principales sociétés mondiales actives dans le solaire, l'éolien et d'autres énergies propres.

L'ensemble de ces variables permet de couvrir le prix de l'énergie fossile (Brent), le signal de politique climatique (prix du CO₂), deux actions « phares » de la transition énergétique (Tesla, NextEra) et un portefeuille agrégé d'actions vertes (ETF Clean Energy). C'est précisément l'articulation de ces cinq dimensions que la cointégration multivariée va chercher à capturer.

2.1 Marchés de l'énergie et finance

Les travaux pionniers sur le lien entre prix du pétrole et marchés boursiers montrent que l'énergie fossile joue un rôle central dans la formation des rendements actions. Sadorsky (1999), via un modèle VAR sur les États-Unis, montre que les chocs de prix du pétrole et la volatilité pétrolière expliquent une part importante de la variance des rendements réels des actions, davantage encore que les taux d'intérêt après le milieu des années 1980.

Depuis, une vaste littérature a étudié, d'une part, l'impact des chocs pétroliers sur les secteurs intensifs en énergie : Broadstock, Cao et Zhang (2012) montrent, pour la Chine, que les chocs de prix du pétrole ont des effets significatifs, et asymétriques, sur les actions liées à l'énergie, avec des réponses différentes selon les sous-secteurs (pétrolier, raffinerie, utilities). D'autre part, cette littérature souligne le rôle du pétrole comme indicateur macro-financier global, en insistant sur

son caractère de « macro-risque » en lien avec la croissance mondiale, l'inflation et les primes de risque actions. Les chocs pétroliers déclenchés par l'offre (conflits, quotas OPEP) n'ont pas les mêmes effets que ceux déclenchés par la demande mondiale.

La montée des énergies renouvelables ne rend pas le pétrole obsolète dans cette littérature : il reste un actif de référence pour mesurer les chocs d'énergie fossile, d'autant plus que sa volatilité s'est accentuée sur la période couverte par ce mémoire (2011–2024), avec des épisodes marquants comme l'effondrement de 2014–2016, le krach de 2020 et la flambée liée à la guerre en Ukraine. Ces ruptures justifient une approche permettant de capturer des relations de long terme potentiellement instables, comme les modèles de cointégration avec changement de régime.

2.2 Prix du carbone et marchés financiers

Parallèlement au marché pétrolier, l'EU ETS a fait émerger le prix du carbone comme une nouvelle variable clé pour les marchés financiers européens. Le système, en fonctionnement depuis 2005, est fondé sur un plafond (cap) décroissant d'allocations et la négociation de quotas (allowances) entre émetteurs, ce qui fait du prix du CO₂ un signal de rareté des droits à émettre et de la crédibilité des politiques climatiques.

Plusieurs travaux ont relié ce prix du carbone aux rendements boursiers. Oestreich et Tsiakas (2015) montrent que, durant les premières années de l'EU ETS, les firmes ayant reçu des quotas gratuits ont enregistré des rendements boursiers supérieurs à celles n'en recevant pas, révélant l'existence d'une « prime carbone » liée aux cash-flows supplémentaires procurés par ces allocations. Des études plus récentes confirment que le carbone est désormais un facteur de risque financier : Broadstock (2025) trouve, pour un large échantillon de firmes britanniques, que le prix du carbone explique les rendements actions au moins autant que le prix du pétrole, ce qui suggère que le risque de transition lié au climat est pleinement intégré dans les valorisations. D'autres travaux mettent en évidence un effet différencié selon l'intensité carbone : les entreprises fortement émettrices (utilities fossiles, ciment, acier) voient leurs rendements négativement corrélés à une hausse du prix du CO₂, alors que les entreprises plus « vertes » ou moins intensives sont moins pénalisées, voire bénéficient de ce renchérissement.

Sur la période récente, les réformes successives de l'EU ETS (mise en place de la réserve de stabilité du marché, renforcement de la phase IV, extension progressive à de nouveaux secteurs comme le maritime) ont contribué à une hausse structurelle du prix du CO₂ et à une baisse significative des émissions couvertes. Cette dynamique renforce la pertinence de considérer le prix du carbone comme une variable macro-financière de premier plan, susceptible d'être cointégrée avec les prix de l'énergie fossile et des actifs verts.

Dans le cadre de ce mémoire, l'hypothèse implicite est que le prix du CO₂ ne se contente pas de refléter les politiques climatiques : il influence aussi les anticipations des investisseurs quant à la profitabilité future des entreprises énergétiques et technologiques, en particulier celles engagées dans la transition.

2.3 Actions « vertes » et transition énergétique

L'essor des actions vertes, qu'il s'agisse d'entreprises d'énergie renouvelable, de technologies bas carbone ou de solutions de stockage, a donné naissance à une littérature dédiée à leurs interactions avec les prix de l'énergie et les facteurs macro-financiers.

Un premier courant analyse le lien entre pétrole et actions d'énergie renouvelable. Henriques et Sadorsky (2008) montrent que les prix du pétrole et les cours des actions technologiques Granger-

causent les indices d'entreprises d'énergie alternative, mais que l'impact direct du pétrole sur ces actions est moins systématique que celui des valeurs technologiques. Reboredo et Ugolini (2018), via une approche de dépendance quantile multivariée, mettent en évidence des liens non linéaires entre prix de l'énergie (pétrole, gaz) et actions d'énergie propre : les chocs extrêmes sur le pétrole ont un impact significatif sur les rendements des actions vertes, surtout dans les queues de distribution (marchés haussiers ou baissiers extrêmes).

D'autres travaux s'intéressent à la substituabilité ou à la complémentarité entre « green » et « brown » energy stocks. Reboredo (2015) montre que les marchés d'énergie verte et brune sont fortement connectés en termes de risque systémique, le pétrole expliquant une proportion élevée du risque à la baisse et à la hausse des entreprises d'énergie renouvelable. Plus récemment, des études sur la connectedness et le risque systémique, comme celles de Syuhada (2024) ou des travaux de type « clean vs dirty energy market linkages », soulignent que la transmission des chocs entre énergies fossiles et propres est asymétrique et renforcée en période de stress (crise énergétique européenne, choc gazier, COVID-19).

Parallèlement, des contributions récentes évaluent l'attractivité financière des actions vertes. Sanin (2024) trouve que, sur le marché européen, les actions d'énergie propre bénéficient de chocs négatifs d'offre en gaz, par exemple la réduction de l'approvisionnement russe, ce qui renforce leur rôle de bénéficiaire relatif des crises fossiles. Des travaux de 2025 montrent également que les marchés actions verts et bruns réagissent différemment aux risques climatiques, le risque réglementaire climatique pénalisant davantage les actifs bruns que les actifs verts.

Dans ce contexte, les titres comme Tesla et NextEra occupent une place particulière. Tesla est à la fois une valeur technologique de croissance et un symbole de la substitution des moteurs thermiques par les véhicules électriques, avec une valorisation très sensible aux narratifs sur la décarbonation du transport. NextEra combine un portefeuille d'actifs renouvelables très important, faisant d'elle l'un des premiers producteurs mondiaux éolien/solaire, et une base de production encore partiellement fossile (par exemple selon investor.nexteraenergy.com). Elle incarne ainsi un « mix de transition », potentiellement sensible au prix du carbone, qui renchérit le fossile, et aux prix de l'énergie.

Les ETF Clean Energy, comme les iShares Global Clean Energy, agrègent ces dynamiques en un indice de marché exposé aux principales entreprises mondiales de l'énergie propre (BlackRock). Ils permettent d'étudier l'effet des chocs d'énergie fossile et de carbone sur un portefeuille diversifié de valeurs vertes, plutôt que sur une seule entreprise, et sont devenus des instruments privilégiés des investisseurs ESG.

2.4 Synthèse et contribution de l'étude

L'examen de la littérature met en évidence plusieurs *stylised facts*. Premièrement, les prix du pétrole influencent significativement les rendements boursiers, en particulier dans les secteurs liés à l'énergie, via des canaux à la fois macro-économiques, comme la croissance et l'inflation, et sectoriels, comme le coût des intrants et les marges des producteurs. Deuxièmement, le prix du carbone, via l'EU ETS, est désormais un facteur de risque intégré par les marchés, affectant différemment les entreprises selon leur intensité carbone et donnant lieu à des primes spécifiques, qu'il s'agisse d'un carbone premium ou d'une pénalité carbone. Enfin, les actions vertes et les ETF d'énergie propre sont fortement connectés aux marchés de l'énergie fossile, mais la nature de ce lien, qu'il s'agisse de substituabilité, de complémentarité, de couverture ou de propagation du risque, dépend du régime de marché, de l'ampleur des chocs et du contexte politique, notamment en période de crise énergétique ou de renforcement des politiques climatiques.

Malgré cette littérature riche, plusieurs lacunes subsistent, que ce mémoire cherche à combler. La plupart des études se concentrent soit sur le couple pétrole–bourse, soit sur le couple carbone–bourse, soit sur les relations entre énergie verte et brune, mais rarement sur un système multivarié combinant simultanément pétrole, CO₂, actions individuelles emblématiques, comme Tesla et NextEra, et ETF d’énergie propre sur une période longue. Peu de travaux analysent explicitement la cointégration de long terme entre ces cinq dimensions de la transition énergétique, en y ajoutant la possibilité de changements de régime, par exemple lors des crises de 2014–2016, du COVID-19 ou de la crise énergétique de 2021–2022, via des modèles à Markov switching. Par ailleurs, les études antérieures se focalisent souvent sur des indices agrégés d’actions vertes ; l’inclusion conjointe de Tesla et NextEra, deux acteurs aux profils très différents (valeur technologique et automobile d’un côté, utility et infrastructure de l’autre), permet de tester si les relations de long terme avec le pétrole et le carbone sont homogènes au sein du « secteur vert » ou si elles révèlent des hétérogénéités intra-vertes.

La contribution de ce travail est donc de proposer une analyse de cointégration multivariée (Johansen, VECM) entre Brent, prix du CO₂, Tesla, NextEra et un ETF Clean Energy sur la période 2011–2024, complétée par des outils dynamiques tels que la causalité de Granger, les fonctions de réponse impulsionnelle et, le cas échéant, des modèles à changement de régime.

3.0 Données et statistiques descriptives

3.1 Description des données

L'analyse empirique repose sur cinq séries mensuelles de prix en logarithme, notées *LBRENT*, *LCLEANETF*, *LCO2*, *LNEXTERA* et *LTESLA*. Cette transformation permet d'homogénéiser les échelles, de réduire l'impact des valeurs extrêmes et de faciliter l'interprétation en termes de variations relatives.

L'échantillon couvre 168 observations mensuelles pour chacune des séries, ce qui correspond à une période continue de quatorze ans. Les prix du baril de Brent (*LBRENT*) représentent le marché de l'énergie fossile. L'ETF d'énergie propre (*LCLEANETF*) synthétise la performance d'un portefeuille diversifié d'entreprises actives dans les énergies renouvelables. Le prix de la tonne de CO₂ (*LCO2*) correspond au marché européen des quotas d'émission (EU ETS) et joue le rôle de signal de politique climatique. Les actions NextEra Energy (*LNEXTERA*) et Tesla (*LTESLA*) incarnent deux profils distincts d'actifs « verts », l'un rattaché au secteur des utilities et de l'infrastructure énergétique, l'autre au secteur technologique et automobile.

L'échantillon couvre ainsi à la fois le prix d'une énergie fossile de référence, le prix du carbone, une mesure agrégée de la performance des valeurs d'énergie propre et deux actions individuelles emblématiques de la transition énergétique. L'objectif est d'étudier si ces différentes dimensions des marchés de l'énergie et de la transition sont liées par des relations de long terme que l'on peut mettre en évidence à travers la cointégration multivariée.

3.2 Analyse graphique des séries en niveau

3.2.1 Brent

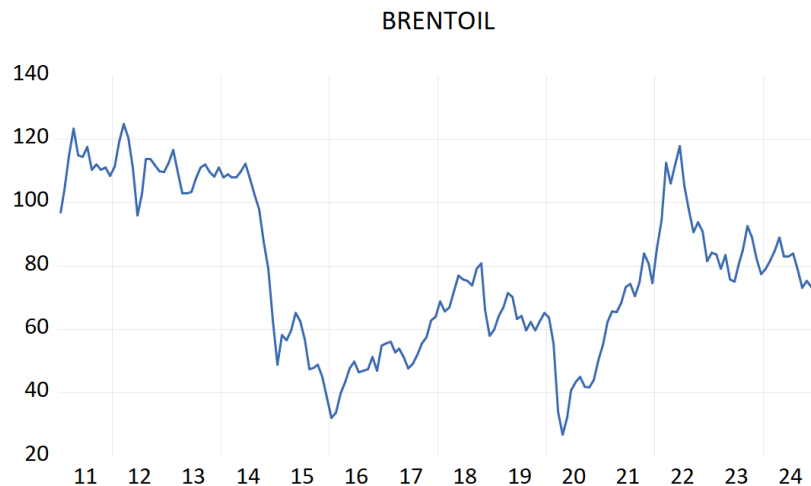


FIGURE 1 – Évolution du prix du Brent

Le cours du Brent présente d'abord un niveau élevé et relativement stable entre 2011 et 2014, autour de 100 à 120 dollars le baril. Cette phase correspond à un marché pétrolier encore tendu, avec une demande mondiale robuste et une offre encadrée par l'OPEP. À partir de la fin de l'année 2014, le prix s'effondre brutalement jusqu'en 2015–2016, en raison de la surabondance liée au pétrole de schiste américain et de la décision de l'OPEP de ne pas réduire sa production. Le baril tombe alors vers des niveaux proches de 30 à 40 dollars. À partir de 2016, on observe

une reprise graduelle, qui porte le prix du Brent vers 70 à 80 dollars en 2018 à mesure que le marché se rééquilibre. En 2020, le choc du COVID-19 provoque une chute très marquée de la demande et donc du prix, qui atteint un creux historique. À partir de 2021, le rebond économique post-pandémie, combiné aux tensions géopolitiques et à la guerre en Ukraine, déclenche une nouvelle flambée des prix, qui dépassent de nouveau les 100 dollars. Sur la fin de période, entre 2022 et 2024, le prix se replie progressivement tout en restant supérieur aux niveaux des creux de 2015-2016, ce qui traduit un marché encore tendu dans un contexte géopolitique incertain.

3.2.2 ETF Clean Energy

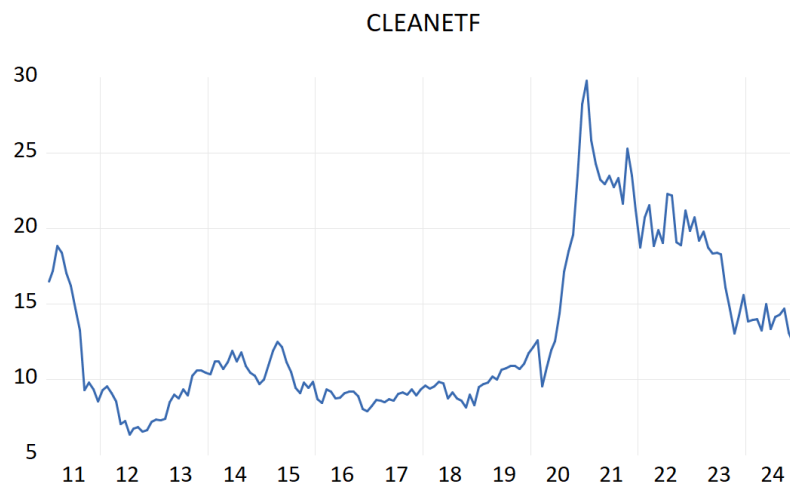


FIGURE 2 – Évolution de l'ETF Clean Energy

La trajectoire de l'ETF Clean Energy est très différente de celle du Brent. On observe d'abord un repli marqué entre 2011 et 2012, après un niveau initial relativement élevé, ce qui peut être relié à la correction des premières vagues d'optimisme sur les énergies renouvelables du début des années 2010 et à la compétitivité des énergies fossiles alors bon marché. Entre 2013 et 2019, le cours évolue globalement de manière latérale, dans une fourchette d'environ 8 à 12, avec quelques fluctuations mais sans tendance forte. Cette phase traduit un marché des valeurs vertes encore relativement de niche, même si les fondamentaux se renforcent progressivement. À partir de 2020, le graphique montre une envolée spectaculaire du cours, l'ETF étant multiplié par plusieurs en quelques trimestres. Ce mouvement reflète le rally boursier post-COVID, la faiblesse des taux d'intérêt, l'essor de l'investissement ESG et l'anticipation d'une accélération de la transition énergétique. Le pic autour de 2021 est suivi d'une correction nette entre 2021 et 2023, dans un contexte de remontée des taux, de réévaluation des valeurs de croissance et de normalisation du discours « vert ». La fin de la période est caractérisée par un niveau plus bas mais stabilisé, supérieur à celui du début des années 2010, ce qui suggère qu'une partie de la revalorisation structurelle des actifs verts demeure.

3.2.3 Prix du CO₂

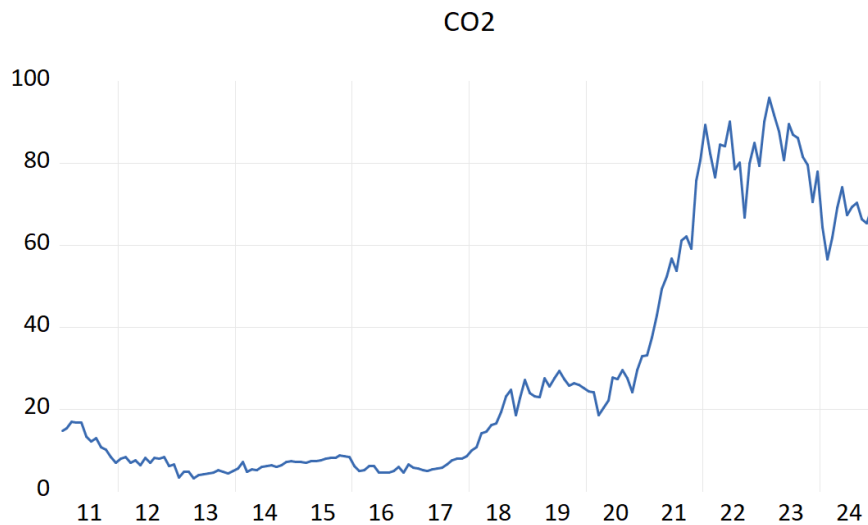


FIGURE 3 – Évolution du prix du CO₂ (EU ETS)

Le prix du CO₂ présente une rupture de régime très nette. De 2011 à environ 2013–2014, il baisse puis reste à des niveaux très faibles, de l'ordre de quelques euros la tonne, en raison d'un excès structurel de quotas dans les premières phases de l'EU ETS et d'une demande limitée dans un contexte de croissance atone. À partir de 2017, on observe un véritable changement de tendance : le prix commence à augmenter de manière soutenue, sous l'effet des réformes du marché du carbone, en particulier la mise en place de la réserve de stabilité du marché et le renforcement du plafond d'émissions. Entre 2018 et 2021, la courbe devient quasi exponentielle, le prix passant d'une dizaine d'euros à des niveaux proches de 80 à 90 euros au cœur de la crise énergétique européenne. Cette phase traduit à la fois le renforcement de la crédibilité de la politique climatique européenne et la hausse des prix de l'énergie. Les dernières années montrent une forte volatilité autour d'un niveau élevé, avec des phases de correction et de rebond, en lien avec la crise énergétique, les ajustements réglementaires et l'incertitude macroéconomique. Globalement, le graphique illustre le passage d'un marché du carbone longtemps perçu comme peu contraignant à un signal de prix devenu central pour les entreprises émettrices.

3.2.4 NextEra Energy

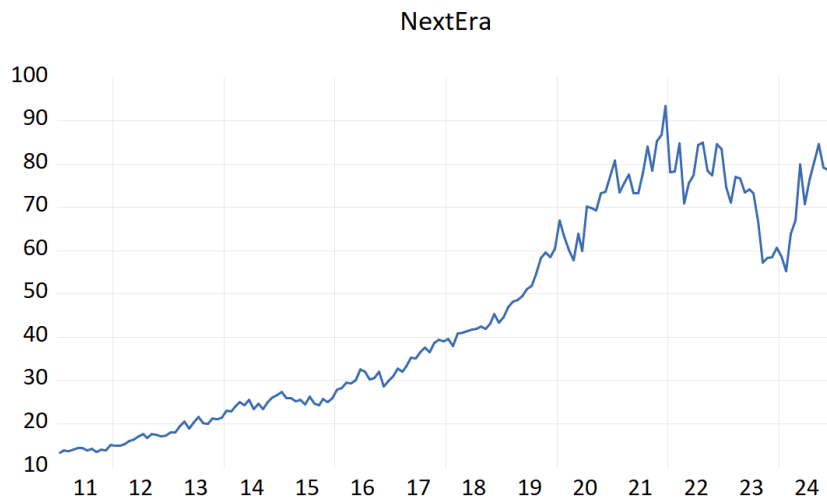


FIGURE 4 – Évolution de l'action NextEra Energy

Le cours de NextEra Energy suit une trajectoire de croissance relativement régulière. De 2011 à 2018–2019, le prix progresse presque de manière monotone, passant d'environ 12 à plus de 40–50. Cette tendance reflète le positionnement de NextEra comme utility américaine fortement engagée dans les énergies renouvelables, bénéficiant d'un modèle d'affaires stable et d'un environnement de taux bas favorable aux valeurs défensives et aux infrastructures. La hausse s'accélère ensuite jusqu'en 2020–2021, période durant laquelle le cours atteint des niveaux proches de 80–90, portée par l'engouement général pour les valeurs vertes et les infrastructures énergétiques propres. Entre 2021 et 2023, le graphique met en évidence une phase de volatilité et de correction, avec un retour temporaire vers des niveaux inférieurs à 60. Ce mouvement est cohérent avec la remontée des taux d'intérêt, qui pèse sur la valorisation des utilities très endettées, et avec les interrogations sur les coûts de financement des nouveaux projets renouvelables. En fin de période, le cours se redresse partiellement sans retrouver son pic historique, ce qui suggère un ajustement durable des anticipations, tout en maintenant une valorisation nettement supérieure à celle du début de l'échantillon.

3.2.5 Tesla

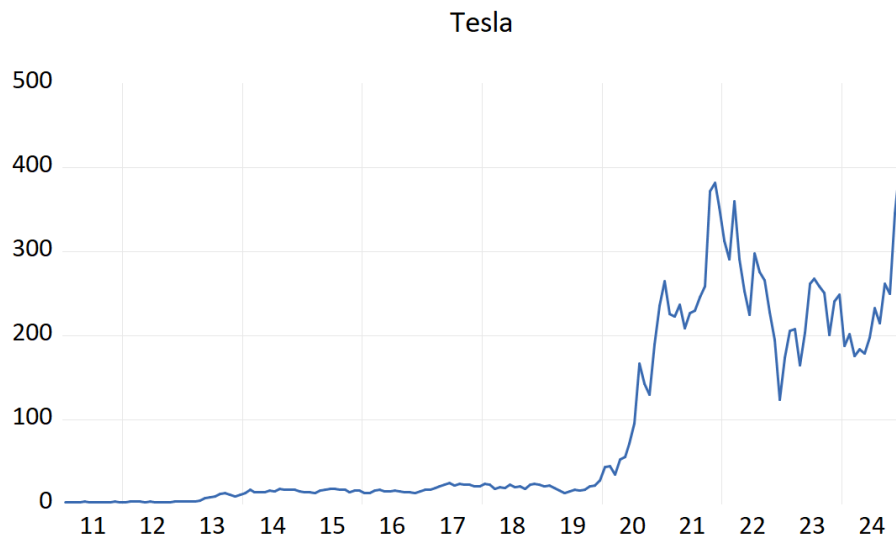


FIGURE 5 – Évolution de l'action Tesla

La trajectoire de Tesla est la plus spectaculaire de l'échantillon. De 2011 à environ 2019, le cours reste relativement bas et évolue dans une zone comprise entre 0 et une vingtaine de dollars, avec quelques hausses mais sans envolée durable ; à ce stade, Tesla est perçue comme une entreprise innovante mais encore risquée, dont le modèle économique n'est pas pleinement établi. À partir de 2020, le graphique montre un changement de régime très marqué : le titre explose à la hausse, avec une phase de bulle visible qui propulse le cours bien au-delà de 300 dollars. Cette dynamique reflète l'entrée de Tesla dans le S&P 500, le narratif très fort autour des véhicules électriques et de la décarbonation du transport, un environnement monétaire ultra-accommodant et un afflux massif d'investisseurs particuliers vers les valeurs de croissance technologique. À partir de 2022, le cours subit une correction importante dans un contexte de hausse des taux, de normalisation des anticipations de croissance et de concurrence accrue sur le marché des véhicules électriques. Malgré cette correction, le niveau de fin de période demeure très supérieur à celui du début des années 2010. La fin de la série est caractérisée par de fortes oscillations, ce qui confirme le profil très spéculatif du titre, fortement sensible aux annonces de résultats, aux perspectives de croissance et aux prises de position de son dirigeant.

3.3 Statistiques descriptives des variables en log

	<i>LBRENT</i>	<i>LCLEANETF</i>	<i>LCO2</i>	<i>LNEXTERA</i>	<i>LTESLA</i>
Mean	4.304714	2.483948	2.832093	3.642867	3.327962
Std. Dev.	0.344768	0.365601	1.063480	0.590655	1.673118
Skewness	-0.461166	0.586840	0.276041	-0.178985	-0.001264
Kurtosis	2.467332	2.281507	1.594833	1.690063	1.944136
Jarque–Bera	7.941016	13.25630	15.95502	12.90855	7.803988

TABLE 1 – Statistiques descriptives des variables en log

Le tableau (1) présente les principales statistiques descriptives des cinq séries de prix en logarithme, notées *LBRENT*, *LCLEANETF*, *LCO2*, *LNEXTERA* et *LTESLA*. Les moyennes de ces séries sont respectivement égales à 4,3047, 2,4839, 2,8321, 3,6429 et 3,3280. Ces valeurs reflètent des niveaux de prix moyens différents selon les actifs, le pétrole Brent et l'action NextEra se situant dans la partie supérieure de l'échelle, tandis que l'ETF d'énergie propre et le prix du CO₂ présentent des niveaux moyens plus faibles. L'action Tesla se situe à un niveau intermédiaire, cohérent avec sa nature de valeur de croissance très volatile.

L'écart-type fournit une première mesure de la dispersion autour de ces moyennes. Il est d'environ 0,34 pour *LBRENT* et 0,37 pour *LCLEANETF*, ce qui indique une volatilité modérée des prix en log pour le pétrole et l'ETF d'énergie propre. En revanche, la dispersion est nettement plus élevée pour *LCO2* et surtout pour *LTESLA*, avec des écarts-types respectifs de 1,06 et 1,67, traduisant des fluctuations importantes du prix du carbone et de l'action Tesla au cours de la période étudiée. *LNEXTERA* occupe une position intermédiaire, avec un écart-type proche de 0,59.

Les coefficients d'asymétrie (skewness) indiquent que la distribution de *LBRENT* est légèrement asymétrique à gauche, avec une skewness négative de l'ordre de $-0,46$, ce qui suggère la présence de mouvements de baisse plus marqués que les mouvements de hausse. À l'inverse, *LCLEANETF* et *LCO2* présentent une asymétrie modérément positive, reflétant des épisodes de hausse rapide de ces actifs. *LNEXTERA* montre une asymétrie légèrement négative, tandis que *LTESLA* apparaît pratiquement symétrique autour de sa moyenne, avec une skewness très proche de zéro malgré une forte dispersion.

Les coefficients d'aplatissement (kurtosis) sont inférieurs à 3 pour l'ensemble des séries, avec des valeurs comprises entre environ 1,6 et 2,5. Les distributions sont donc légèrement *platycourtiqes*, c'est-à-dire moins concentrées et avec des queues un peu moins épaisses qu'une loi normale. Le test de Jarque–Bera, dont les valeurs sont toutes relativement élevées (7,94 pour *LBRENT*, 13,26 pour *LCLEANETF*, 15,96 pour *LCO2*, 12,91 pour *LNEXTERA* et 7,80 pour *LTESLA*), met néanmoins en évidence un écart significatif à la normalité pour chacune des séries.

Ces résultats confirment que les variables étudiées présentent des distributions non gaussiennes et des degrés de volatilité très hétérogènes. Cette configuration est typique de données financières et justifie le recours à des méthodes économétriques adaptées aux séries temporelles, en particulier l'analyse de cointégration multivariée et les modèles dynamiques, plutôt qu'un cadre fondé sur l'hypothèse de normalité stricte.

4.0 Analyse Univariée

4.1 Analyse de la stationnarité

4.1.1 Test de Dickey-Fuller augmenté

L'analyse de la stationnarité constitue une étape indispensable avant toute estimation VAR ou VECM. En effet, la présence d'une racine unitaire modifie profondément les propriétés statistiques des estimations et peut conduire à des « régressions fallacieuses » au sens de Granger et Newbold (1974). Pour diagnostiquer la nature stationnaire ou non des séries, nous appliquons la méthodologie des tests de Dickey-Fuller augmentés (ADF) en suivant rigoureusement la stratégie décisionnelle (annexe).

Cette stratégie se distingue par son caractère séquentiel : chaque étape du test dépend du résultat de la précédente, et la spécification retenue (avec ou sans constante, avec ou sans tendance) n'est jamais choisie arbitrairement, mais déterminée par des tests statistiques sur les paramètres du modèle.

Dans un premier temps, les tests ADF sont effectués, puis ensuite les tests d'hypothèses jointes. Le modèle sur lequel repose le test ADF peut être représenté de la manière suivante :

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Dans cette équation :

- Y_t désigne la série étudiée (ici le logarithme du cours de l'action Tesla) ;
- ΔY_t correspond à la première différence ($Y_t - Y_{t-1}$) ;
- α constante représentant un terme fixe.
- βt terme de tendance déterministe (optionnel selon la version du test) ;
- p correspond au nombre de retards inclus pour corriger l'autocorrélation ;
- ε_t désigne le terme d'erreur.

Le test ADF est fondé sur la confrontation entre deux hypothèses :

Hypothèse nulle (\mathcal{H}_0) : une racine unitaire est présente ($\gamma = 0$) \rightarrow la série est non stationnaire. (ADF > Valeur critique)

Hypothèse alternative (\mathcal{H}_1) : aucune racine unitaire n'est présente ($\gamma < 0$) \rightarrow la série est stationnaire. (ADF < Valeur critique)

Ainsi, la non-stationnarité est postulée par défaut, et c'est cette hypothèse qui est soumise à test. La statistique de test associée à γ est comparée à des valeurs critiques spécifiques fournies par **MacKinnon (1996)**, distinctes de celles des tests- t classiques.

T	Constante (2)	Constante (3)	Tendance (3)
100	2.54	3.11	2.79
∞	2.52	3.08	2.78

TABLE 2 – Valeur critique de ADF 5%

Le test ADF peut être formulé sous trois spécifications différentes :

- Modèle 1 : sans constante, ni tendance
- Modèle 2 : avec constante
- Modèle 3 : avec constante et tendance linéaire

4.1.2 Hypothèses jointes dans les modèles ADF

Dans la procédure ADF, la détermination correcte du modèle déterministe (sans constante, avec constante ou avec tendance) repose sur une série de tests d'hypothèses jointes. Ces tests permettent d'identifier la présence de termes déterministes avant de tester la racine unitaire, garantissant ainsi la validité des résultats.

Lorsque l'équation ADF ne contient pas de retard supplémentaire des différences ($p - 1 = 0$), les statistiques d'hypothèses jointes sont notées F_1 , F_2 et F_3 . En présence de retards supplémentaires dans les différences ($p - 1 > 0$), la forme des tests reste une statistique de Fisher, mais les degrés de liberté au dénominateur sont modifiés pour tenir compte du nombre plus élevé de paramètres estimés. Pour distinguer ces deux cas, on note alors F_4 , F_5 et F_6 les versions généralisées des tests correspondant respectivement à H_0^1 , H_0^2 et H_0^3 .

Le modèle le plus général s'écrit :

$$\Delta x_t = c + bt + \varphi x_{t-1} + a_t. \quad (2)$$

Hypothèse H_0^3 (la plus restrictive)

$$H_0^3 : (c, b, \varphi) = (0, 0, 0)$$

La statistique de Fisher associée (sans retard supplémentaire, $p - 1 = 0$) est :

$$F_3 = \frac{(SCR_C - SCR_3)/3}{SCR_3/(n - k)},$$

où SCR_C désigne la somme des carrés résiduels du modèle contraint, et SCR_3 celle du modèle non contraint.

Lorsque l'équation ADF inclut des retards supplémentaires des différences ($p - 1 > 0$), la statistique de test analogue est notée F_6 avec des degrés de liberté ajustés pour tenir compte des paramètres supplémentaires.

Hypothèse H_0^2 dans le modèle [3]

$$H_0^2 : (b, \varphi) = (0, 0)$$

La statistique de Fisher utilisée, en absence de retards supplémentaires, est :

$$F_2 = \frac{(SCR_C - SCR_3)/2}{SCR_3/(n - k)}.$$

Lorsque des retards des différences sont présents ($p - 1 > 0$), on utilise la statistique F_5 , qui joue le même rôle que F_2 mais avec des degrés de liberté adaptés au nombre total de paramètres estimés.

Le modèle intermédiaire est le suivant :

$$\Delta x_t = c + \varphi x_{t-1} + a_t. \quad (3)$$

Hypothèse H_0^1

$$H_0^1 : (c, \varphi) = (0, 0)$$

La statistique de Fisher associée, dans le cas sans retard supplémentaire, est :

$$F_1 = \frac{(SCR_C - SCR_2)/2}{SCR_2/(n - k)}.$$

Lorsque l'on introduit des retards supplémentaires dans les différences ($p - 1 > 0$), la statistique de test correspondante est notée F_4 . Elle teste la même hypothèse H_0^1 , mais avec des degrés de liberté modifiés pour refléter

Lorsque H_0^1 est acceptée, il convient de tester si la série possède une moyenne nulle. L'hypothèse correspondante est :

$$H_\mu : \mu = 0.$$

Le test repose sur une statistique de Student définie par :

$$t_\mu = \frac{\hat{\mu}}{se(\hat{\mu})}.$$

Le rejet ou non de H_μ permet de décider si une constante doit être réintroduite dans le modèle.

4.2 Résultat de l'analyse de la stationnarité

Tesla :

Modèle	Statistique ADF	Valeur critique du test	Conclusion
1	1.984711	-1.942475	Non stationnaire
2	-0.770978	-2.878723	Non stationnaire
3	-1.879854	-3.436957	Non stationnaire

TABLE 3 – Résultats du test ADF pour la série LTESLA

Les statistiques ADF montrent que la série LTESLA est non stationnaire en niveau, l'hypothèse de racine unitaire n'étant pas rejetée.

SCRc1	SCRc2	SCR3	SCR2	N	p-1
1.070963	1.08537	1.052282	1.08537	165	0

TABLE 4 – Sommes des carrés résiduels et informations d'estimation de LTESLA

Test / statistique	Valeur
F_3	5.56027×10^{-5}
F_2	8.12105×10^{-5}
F_1	6.46422×10^{-5}
t -statistique μ	25.78139

TABLE 5 – Statistiques F_i et test de moyenne pour la série LTESLA

Les tests d'hypothèses jointes (F_3 , F_2 , F_1) sont très faibles, indiquant que ni la constante ni la tendance ne sont nécessaires pour modéliser la série.

Selon l'arbre de décision, LTESLA suit un processus DS sans dérive, soit une série intégrée d'ordre 1, $I(1)$.

Brent :

Modèle	Statistique ADF	Valeur critique du test (5%)	Conclusion
1 : sans constante	-0.510582	-1.942768	Non stationnaire
2 : avec constante	-2.133427	-2.878937	Non stationnaire
3 : constante + tendance	-2.039367	-3.437289	Non stationnaire

TABLE 6 – Résultats du test ADF pour la série LBRENT

SCRc1	SCRc2	SCR3	SCR2	N	p-1
1.07381	1.099686	1.07038	1.099686	165	2

TABLE 7 – Sommes des carrés résiduels et informations d'estimation de LBRENT

Test / statistique	Valeur
F_6	1.0014×10^{-5}
F_5	5.70397×10^{-5}
F_4	7.48366×10^{-5}
t -statistique μ	161.8347

TABLE 8 – Statistiques F_i et test de moyenne pour la série LBRENT

Les statistiques ADF indiquent que la série LBRENT est non stationnaire en niveau, l'hypothèse de racine unitaire n'étant pas rejetée.

Les tests F_6 , F_5 et F_4 sont très faibles, montrant que ni la constante ni la tendance ne sont nécessaires. Le test de moyenne ($t_\mu = 161,83$) confirme une moyenne différente de zéro, sans dérive requise en différence.

Selon l'arbre de décision, LBRENT suit un processus DS sans dérive, soit une série intégrée d'ordre 1, I(1).

NextEra :

Modèle	Statistique ADF	Valeur critique du test (5%)	Conclusion
1 : sans constante	2.533296	-1.942757	Non stationnaire
2 : avec constante	-1.436709	-2.878829	Non stationnaire
3 : constante + tendance	-1.299748	-3.437122	Non stationnaire

TABLE 9 – Résultats du test ADF pour la série *LNEXTERA*

SCRc1	SCRc2	SCR3	SCR2	N	p-1
0.502871	0.513687	0.499961	0.513687	165	1

TABLE 10 – Sommes des carrés résiduels et informations d'estimation de *LNEXTERA*

Test / statistique	Valeur
F_6	1.80759×10^{-5}
F_5	5.68409×10^{-5}
F_4	6.63843×10^{-5}
t -statistique μ	79.94005

TABLE 11 – Statistiques F_i et test de moyenne pour la série *LNEXTERA*

Les tests ADF montrent que la série LNEXTERA est non stationnaire en niveau, quelle que soit la spécification retenue. Les statistiques F_6 , F_5 et F_4 sont très faibles, indiquant que ni la constante ni la tendance n'améliorent significativement le modèle.

Le test de moyenne révèle une valeur t_μ très élevée (79,94), confirmant une moyenne significativement différente de zéro, sans nécessiter de dérive en différence.

En suivant l'arbre de décision, la série suit un processus DS sans dérive, soit une série intégrée d'ordre 1, I(1).

CO2 :

Modèle	Statistique ADF	Valeur critique du test (5%)	Conclusion
1 : sans constante	0.951989	-1.942757	Non stationnaire
2 : avec constante	-0.043304	-2.878829	Non stationnaire
3 : constante + tendance	-2.768906	-3.437122	Non stationnaire

TABLE 12 – Résultats du test ADF pour la série *LCO2*

SCRc1	SCRc2	SCR3	SCR2	N	p-1
3.193945	3.19712	3.004598	3.19712	165	1

TABLE 13 – Sommes des carrés résiduels et informations d’estimation de *LCO2*

Test / statistique	Valeur
F_6	1.95711×10^{-4}
F_5	1.32662×10^{-4}
F_4	3.06811×10^{-6}
t -statistique μ	34.51697

TABLE 14 – Statistiques F_i et test de moyenne pour la série *LCO2*

Les statistiques ADF indiquent que la série LCO2 est non stationnaire en niveau, quel que soit le modèle utilisé. Les tests F_6 , F_5 et F_4 sont très faibles, montrant que ni la constante ni la tendance n’améliorent l’ajustement du modèle.

Le test de moyenne ($t_\mu = 34,52$) confirme que la moyenne est significativement différente de zéro, sans besoin de dérive en différence.

Selon l’arbre de décision, la série suit un processus DS sans dérive, soit une série intégrée d’ordre 1, $I(1)$.

CleanETF

Modèle	Statistique ADF	Valeur critique du test (5%)	Conclusion
1 : sans constante	-0.577210	-1.942475	Non stationnaire
2 : avec constante	-1.558325	-2.878723	Non stationnaire
3 : constante + tendance	-2.272980	-3.436957	Non stationnaire

TABLE 15 – Résultats du test ADF pour la série *LCLEANETF*

SCRc1	SCRc2	SCR3	SCR2	N	p-1
1.070963	1.08537	1.052282	1.08537	165	0

TABLE 16 – Sommes des carrés résiduels et informations d’estimation de *LCLEANETF*

Test / statistique	Valeur
F_3	5.47927×10^{-5}
F_2	6.46997×10^{-5}
F_1	4.12650×10^{-5}
t -statistique μ	88.06219

TABLE 17 – Statistiques F_i et test de moyenne pour la série *LCLEANETF*

Les statistiques ADF montrent que la série LCLEANETF est non stationnaire en niveau, l'hypothèse de racine unitaire n'étant pas rejetée.

Les tests F_3 , F_2 et F_1 sont très faibles, indiquant que ni la constante ni la tendance ne sont nécessaires. Le test de moyenne ($t_\mu = 88,06$) confirme une moyenne différente de zéro, sans dérive nécessaire en différence.

Selon l'arbre de décision, LCLEANETF suit un processus DS sans dérive, soit une série intégrée d'ordre 1, $I(1)$.

5.0 Analyse Multivariée

5.1 Modèle VAR

Après avoir montré que les séries $LBRENT_t$, $LCO2_t$, $LCLEANETF_t$, $LNEXTERA_t$ et $LTESLA_t$ sont intégrées d'ordre un, la suite de l'analyse repose sur un modèle vectoriel autorégressif (VAR). L'objectif est de décrire la dynamique conjointe de ces variables, puis de disposer d'un modèle de référence pour le test de cointégration de Johansen et l'estimation ultérieure du VECM.

5.1.1 Formulation du modèle VAR(p)

On regroupe les cinq variables dans un vecteur colonne :

$$Y_t = \begin{pmatrix} LBRENT_t \\ LCO2_t \\ LCLEANETF_t \\ LNEXTERA_t \\ LTESLA_t \end{pmatrix}, \quad t = 1, \dots, T.$$

Un processus VAR d'ordre p s'écrit alors :

$$Y_t = \mu + \sum_{i=1}^p A_i Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

où :

- μ est un vecteur (5×1) de constantes ;
- A_i est une matrice (5×5) de coefficients associée au lag i ;
- ε_t est un vecteur d'innovations vérifiant $\varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_\varepsilon)$ et supposé bruit blanc (absence d'autocorrélation résiduelle).

Dans le cadre de la cointégration, ce VAR en niveau est la forme de départ du modèle à correction d'erreur. En effet, en réécrivant (4) en différences premières, on obtient un VECM de la forme :

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (5)$$

où $\Pi = \alpha\beta'$ contient l'information de long terme (vecteurs de cointégration β et vitesses d'ajustement α), tandis que les matrices Γ_i décrivent la dynamique de court terme. La détermination correcte de l'ordre p du VAR est donc une étape indispensable avant d'appliquer le test de Johansen.

5.1.2 Sélection du lag optimal : critères d'information

Le choix de l'ordre p repose sur des critères d'information tels que le critère d'Akaike (AIC), le critère de Schwarz (SC) et du critère de Hannan–Quinn (HQ).

Pour chaque ordre $p = 1, \dots, p_{\max}$, un VAR(p) est estimé et les valeurs de AIC, SC et HQ sont calculées. L'ordre retenu p^* est celui qui minimise ces critères, en pratique :

$$p = \arg \min_{1 \leq p \leq p_{\max}} \{AIC(p), SC(p), HQ(p)\}.$$

En complément, des tests d'autocorrélation des résidus (tests LM) sont utilisés pour vérifier que le VAR retenu ne laisse pas de dynamique non modélisée. Enfin, la stabilité du modèle est contrôlée

en examinant les racines du polynôme caractéristique associé au VAR : le modèle est considéré comme stable si l'ensemble des racines se situent strictement à l'intérieur du cercle unité. Cette condition est nécessaire pour que la représentation VECM (5) soit économétriquement valide et pour que les statistiques de Johansen suivent les lois asymptotiques tabulées.

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-364.9728	NA	6.63e-05	4.567556	4.626822	4.606257
1	-197.4523	2227.137	5.69e-11	-9.400312	-8.828536*	-9.161862*
2	822.6041	58.12355*	2.58e-11	-9.476594*	-8.429843	-9.009985
3	855.0917	27.74407	2.98e-11	-9.315978	-7.794251	-8.621209
4	893.4809	21.74697	5.98e-11	-9.205732	-7.209028	-8.282803
5	915.0390	10.52475	7.98e-11	-9.110047	-6.638367	-7.958958
6	880.5335	22.96991	9.08e-11	-8.958633	-6.002651	-7.757390

TABLE 18 – Critères de sélection du lag

À la lecture du Tableau 18, deux ordres de retard apparaissent comme candidats naturels, à savoir $p = 1$ et $p = 2$. Les critères FPE et AIC atteignent toutefois leur minimum pour $p = 2$, et la statistique LR montre que le passage de $p = 1$ à $p = 2$ améliore significativement la qualité du modèle. Même si les critères plus parcimonieux (SC et HQ) penchent pour un VAR(1), nous retenons finalement un *VAR(2)* afin de mieux capturer la dynamique de court terme entre les cinq séries, tout en conservant un nombre de paramètres compatible avec la taille de notre échantillon.

Le modèle VAR(2) a été estimé. Le modèle VAR(2) estimé est un système de cinq équations où chaque variable (*LBRENT*, *LCO2*, *LCLEANETF*, *LNEXTERA*, *LTESLA*) dépend de ses deux retards ainsi que des deux retards des autres variables. Il décrit ainsi la dynamique conjointe de court terme entre le marché pétrolier, le prix du carbone et les actions du secteur énergétique, en captant les effets de transmission des chocs entre ces marchés. Ce VAR(2) constitue enfin la base économétrique à partir de laquelle est dérivé le VECM utilisé pour le test de cointégration de Johansen.

5.1.3 Vérification du modèle : autocorrélation et stabilité

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	Prob.
1	31.25663	25	0.1807	1.259486	0.1808
2	21.93053	25	0.6398	0.876243	0.6399
3	24.17770	25	0.5091	0.968000	0.5093
4	29.90765	25	0.2278	1.203653	0.2280
5	17.29573	25	0.8708	0.688164	0.8709
6	14.76863	25	0.9466	0.586273	0.9467
7	29.06613	25	0.2612	1.168497	0.2614
8	12.58225	25	0.9812	0.498944	0.9812
9	20.81055	25	0.7031	0.830651	0.7033
10	21.49051	25	0.6650	0.858220	0.6651
11	37.47370	25	0.0520	1.518566	0.0521
12	19.96947	25	0.7484	0.796472	0.7486

TABLE 19 – Résultats du test LM d'autocorrélation

La qualité du VAR(2) est d'abord évaluée à l'aide des tests LM d'autocorrélation des résidus. L'hypothèse nulle de ces tests est l'absence de corrélation sérielle à l'ordre h (“*no serial correlation at lag h* ”). Le tableau des tests LM (voir sortie *VAR Residual Serial Correlation LM Tests*) montre que, pour tous les retards de $h = 1$ à $h = 12$, les p-values associées aux statistiques LM et Rao F-stat sont nettement supérieures au seuil de 5 %. On ne rejette donc pas l'hypothèse nulle d'absence d'autocorrélation, ce qui indique que les résidus du VAR(2) sont proches d'un bruit blanc multivarié et que la dynamique de court terme est correctement captée par les deux retards retenus.

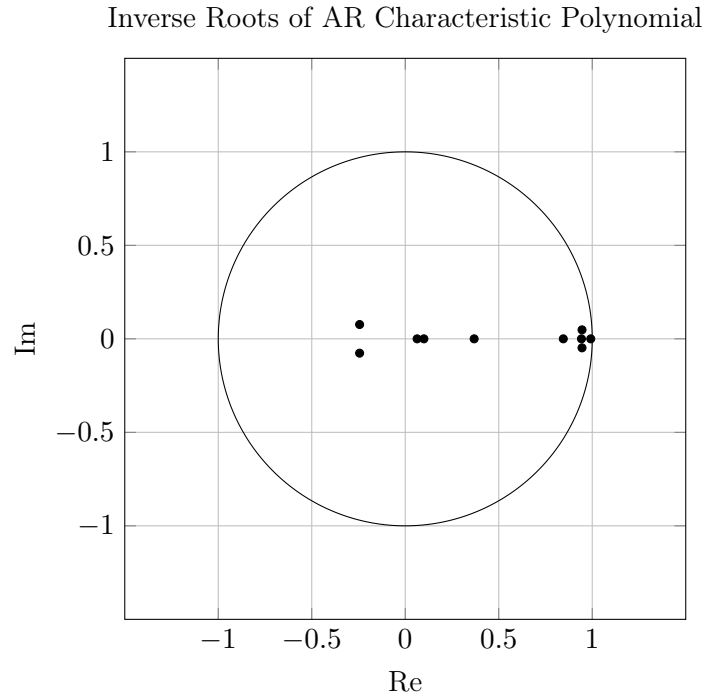


FIGURE 6 – Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial

La stabilité du modèle est ensuite vérifiée à partir des racines du polynôme caractéristique. Le graphique des racines inverses (*Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial*) montre que l'ensemble des points se situe strictement à l'intérieur du cercle unité. Autrement dit, tous les modules des valeurs propres du VAR(2) sont inférieurs à 1, ce qui garantit la stabilité du système au sens de la théorie des VAR. Cette propriété est essentielle pour l'existence d'une représentation VECM bien définie et pour l'application valide du test de cointégration de Johansen dans la section suivante.

5.2 Test de cointégration d'Engle et Granger (1987)

Afin de compléter l'analyse de la stationnarité et d'examiner l'existence de relations de long terme entre les différentes variables, le test de cointégration d'Engle et Granger (1987) a été appliqué à plusieurs couples de séries. Ce test consiste à estimer une équation de long terme entre deux séries non stationnaires de même ordre d'intégration, puis à tester la stationnarité des résidus à l'aide d'un test ADF sans constante ni tendance. Si les résidus sont stationnaires, les deux variables sont dites cointégrées.

Les valeurs critiques utilisées pour le test d'Engle–Granger sont de 4.07, 3.37 et 3.03 aux seuils de signification respectifs de 1%, 5% et 10%. Les résultats obtenus pour les six couples de variables testés sont récapitulés dans le tableau ci-dessous.

Couple de variables	Statistique ADF	Valeur critique (10%)	Conclusion
Brent – CO ₂	2.122	3.03	Pas de cointégration
Brent – CleanETF	2.453	3.03	Pas de cointégration
Brent – NextEra	2.072	3.03	Pas de cointégration
Brent – Tesla	2.082	3.03	Pas de cointégration
CO ₂ – CleanETF	1.497	3.03	Pas de cointégration
Tesla – NextEra	2.193	3.03	Pas de cointégration

TABLE 20 – Résultats du test de cointégration d’Engle et Granger

En comparant les statistiques ADF des résidus aux valeurs critiques d’Engle et Granger, aucune ne dépasse le seuil de rejet de la racine unitaire (3.03 au niveau de 10%). Par conséquent, aucun couple de variables ne présente de résidus stationnaires, ce qui indique une absence de relation de cointégration bivariée entre les séries considérées.

D’un point de vue économique, ces résultats suggèrent qu’aucun couple de marchés (énergie fossile, carbone, actions vertes) ne partage un équilibre de long terme stable sur la période 2011–2024. Cela traduit la déconnexion progressive entre les prix des énergies traditionnelles et ceux des valeurs vertes, caractéristique des phases de transition énergétique.

Toutefois, la procédure d’Engle–Granger reste limitée au cas bivarié et ne permet pas de détecter la présence éventuelle de plusieurs relations de cointégration simultanées. Pour dépasser cette limite, il convient d’appliquer le test de Johansen (1988), fondé sur la modélisation VAR multi-variée, afin d’examiner la structure globale de cointégration entre les cinq variables du système.

5.3 Test de cointégration de Johansen

5.3.1 Choix de la spécification déterministe

Avant d’interpréter les résultats du test de Johansen, il est nécessaire de choisir la spécification appropriée pour la composante déterministe des séries.

Data Trend :	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept	Intercept	Intercept	Intercept	Intercept
	No Trend	No Trend	No Trend	Trend	Trend
Trace	1	1	0	0	0
Max-Eig	0	0	0	0	0

TABLE 21 – Nombre de relations de cointégration au seuil de 10 % selon la spécification déterministe

Le tableau (21) récapitule, pour différentes spécifications de la partie déterministe (*sans constante, avec constante sans tendance, avec tendance linéaire ou quadratique*), le nombre de relations de cointégration retenues au seuil de 10 % par la statistique de la trace et par la statistique de la valeur propre maximale (Max-Eig).

On observe que la statistique de la trace indique l’existence d’une relation de cointégration ($r = 1$) pour les deux cas sans tendance (« None, No Intercept, No Trend » et « None, Intercept, No Trend »), tandis que la statistique Max-Eig ne détecte aucune relation de cointégration au même seuil pour l’ensemble des spécifications. Cette divergence est classique, la statistique de la trace étant généralement plus puissante pour la détection du rang de cointégration.

Parmi les deux spécifications retenues par la trace, nous privilégions le cas « None, Intercept, No Trend » : il permet d'inclure une constante restreinte dans l'espace de cointégration (niveau moyen non nul de la relation de long terme), tout en restant cohérent avec les tests d'unité racine qui indiquent des séries $I(1)$ de type DS sans dérive. Nous adoptons donc l'hypothèse « No deterministic trend (restricted constant) » et, dans ce cadre, nous fixons le rang de cointégration à $r = 1$ pour la suite de l'analyse.

Même si certains graphiques suggèrent la présence de tendances, les spécifications avec tendance n'améliorent pas significativement la détection de cointégration. Nous retenons donc la spécification sans tendance déterministe, avec constante restreinte.

5.3.2 Test de cointégration de Johansen

Le test de Johansen repose sur deux statistiques fondamentales : la statistique de la trace et celle de la valeur propre maximale.

— La statistique de la trace :

$$\lambda_{\text{trace}}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i)$$

— La statistique de la valeur propre maximale :

$$\hat{\lambda}_{\text{max}}(r, r+1) = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1})$$

L'hypothèse nulle est rejetée lorsque la statistique de test excède la valeur critique au seuil de 5 %. L'hypothèse nulle stipule que le rang de cointégration est égal à r . La procédure est séquentielle : on commence par tester $r = 0$ (absence de vecteur de cointégration). Si l'hypothèse nulle est rejetée, on teste alors $r = 1$, puis $r = 2$, et ainsi de suite jusqu'à ce que l'hypothèse nulle ne soit plus rejetée.

Dans l'interprétation des résultats, le test de la trace est généralement privilégié, car il se révèle plus sensible aux différents rangs de cointégration. Cette sensibilité accrue en fait une méthode robuste lorsque le nombre de vecteurs de cointégration est inconnu. En effet, contrairement au test de la valeur propre maximale, qui ne s'intéresse qu'à la plus grande valeur propre, le test de la trace exploite l'ensemble des valeurs propres issues de la matrice de cointégration, fournissant ainsi une vision plus complète de la structure de long terme entre les variables. À partir du VAR(2) retenu, nous appliquons le test de cointégration de Johansen en supposant l'absence de tendance déterministe dans les données et une constante restreinte dans la relation de long terme (*trend assumption : no deterministic trend, restricted constant*). Les premières différences sont prises avec un décalage allant de 1 à 1, conformément au VAR d'ordre 2.

Le tableau de résultats (*Johansen Cointegration Test*) fournit les statistiques de la trace et de la valeur propre maximale pour différents rangs de cointégration r . Pour la statistique de la trace, on obtient notamment :

$$\text{Trace}(r = 0) = 76,50 > 72,77 \quad (\text{valeur critique à } 10\%),$$

tandis que

$$\text{Trace}(r \leq 1) = 45,59 < 50,53.$$

Ainsi, au seuil de 10 %, l'hypothèse nulle d'absence de cointégration ($r = 0$) est rejetée, mais l'hypothèse $r \leq 1$ ne l'est pas. La statistique de la trace suggère donc l'existence d'une seule relation de cointégration ($r = 1$).

La statistique de la valeur propre maximale est plus conservatrice : la valeur maximale est de 30,91, inférieure à la valeur critique à 10 % (32,17), de sorte que l'on ne rejette pas $r = 0$ au sens du test de la valeur propre maximale. Conformément à la pratique usuelle, et compte tenu du tableau de synthèse « Selected number of cointegrating relations by model », qui indique une relation de cointégration au seuil de 10 % pour notre spécification, nous privilégions la statistique de la trace et retenons un rang de cointégration $r = 1$ pour la suite de l'analyse.

5.4 Modèle VECM

5.4.1 Modèle VECM et mécanisme de correction d'erreur

La mise en évidence d'une relation de cointégration entre $LBRENT_t$, $LCO2_t$, $LCLEANETF_t$, $LNEXTERA_t$ et $LTESLA_t$ implique que ces cinq séries, bien que non stationnaires en niveau, partagent un équilibre de long terme. Pour tenir compte simultanément de cette relation de long terme et des dynamiques de court terme, on utilise un modèle de type *Vector Error Correction Model* (VECM).

À partir du VAR(2) estimé en niveau, le VECM s'écrit, en notation vectorielle,

$$\Delta Y_t = \alpha \beta' Y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

où $Y_t = (LTESLA_t, LNEXTERA_t, LBRENT_t, LCLEANETF_t, LCO2_t)'$, β est le vecteur de cointégration (relation de long terme), α regroupe les coefficients d'ajustement, et Γ_1 décrit les interactions de court terme entre les variations des variables. Le terme

$$EC_{t-1} = \beta' Y_{t-1}$$

est appelé *terme de correction d'erreur* : il mesure le décalage du système par rapport à l'équilibre de long terme. Si $EC_{t-1} \neq 0$, le système est en déséquilibre ; les coefficients d'ajustement contenus dans α indiquent alors comment chaque variable corrige ce déséquilibre.

Dans notre application, le rang de cointégration étant $r = 1$, le VECM fournit pour chaque équation en différences (une par variable) un coefficient devant EC_{t-1} . Un coefficient d'ajustement significatif et de signe négatif signifie que la variable correspondante réagit systématiquement en sens inverse du déséquilibre de long terme, contribuant ainsi à ramener le système vers l'équilibre. Le VECM permet donc de distinguer : (i) la relation d'équilibre de long terme entre les marchés de l'énergie et du carbone, et (ii) les mécanismes d'ajustement de court terme propres à chaque actif.

5.4.2 Interprétation des résultats du VECM

Dans le VECM estimé, la relation de cointégration est normalisée par rapport à $LTESLA_{t-1}$. Le terme de correction d'erreur obtenu (*CointEq1*) s'écrit :

$$EC_{t-1} = LTESLA_{t-1} - 9,98 LNEXTERA_{t-1} - 2,89 LBRENT_{t-1} \\ - 1,97 LCLEANETF_{t-1} + 3,91 LCO2_{t-1} + 39,33,$$

avec des coefficients fortement significatifs pour $LNEXTERA_{t-1}$, $LCO2_{t-1}$ et, dans une moindre mesure, $LBRENT_{t-1}$. Cette combinaison linéaire est stationnaire et représente un équilibre de long terme entre le prix du pétrole, le prix du CO₂ et les valorisations boursières du secteur énergétique (Tesla, NextEra et l'ETF « clean energy »). Lorsque les prix s'écartent de cette relation, EC_{t-1} s'éloigne de zéro et le système est en déséquilibre.

La première ligne du tableau d'estimation du VECM fournit les coefficients d'ajustement associés à ce terme de correction d'erreur :

$$\begin{aligned}
\Delta LTESLA_t & : \alpha_{TESLA} \simeq -0,0128 \quad (t \approx -1,94), \\
\Delta LNEXTERA_t & : \alpha_{NEX} \simeq 0,0022 \quad (t \approx 0,95), \\
\Delta LBRENT_t & : \alpha_{BRENT} \simeq 0,0014 \quad (t \approx 0,41), \\
\Delta LCLEANETF_t & : \alpha_{CLEAN} \simeq -0,0073 \quad (t \approx -2,23), \\
\Delta LCO2_t & : \alpha_{CO2} \simeq -0,0245 \quad (t \approx -4,52).
\end{aligned}$$

Les coefficients d'ajustement sont significatifs pour $LCO2_t$ et $LCLEANETF_t$, et marginalement pour $LTESLA_t$, tandis que ceux de $LNEXTERA_t$ et $LBRENT_t$ ne le sont pas. Cela signifie que :

- le prix du CO_2 est la variable qui corrige le plus fortement les déséquilibres de long terme : lorsque $EC_{t-1} > 0$ (par exemple, lorsque les prix des actions énergétiques sont trop élevés relativement au couple pétrole- CO_2), la variation de $LCO2_t$ est en moyenne négative, ce qui contribue à ramener le système vers l'équilibre ;
- l'ETF « clean energy » participe également de manière significative à l'ajustement : ses rendements réagissent en sens inverse du déséquilibre, ce qui traduit une sensibilité marquée des actifs verts aux conditions d'équilibre entre marchés de l'énergie et du carbone ;
- le cours de Tesla présente un ajustement plus modéré, mais de signe cohérent avec un rôle de variable partiellement endogène dans le mécanisme de correction d'erreur ;
- à l'inverse, le Brent et NextEra ne réagissent pas significativement au terme de correction d'erreur et peuvent être interprétés comme des variables plus « dominantes » dans la relation de long terme : leurs niveaux contribuent à fixer l'équilibre, mais ils s'ajustent peu lorsque cet équilibre est rompu.

Au total, le VECM met en évidence un schéma d'ajustement cohérent avec la problématique de transition énergétique : les marchés du carbone et des actifs verts (ETF de clean energy, Tesla) absorbent l'essentiel des ajustements de court terme lorsque la relation de long terme entre prix du pétrole, prix du CO_2 et valorisations boursières énergétiques est perturbée.

5.4.3 Vitesse d'ajustement vers l'équilibre de long terme

À partir des coefficients d'ajustement significatifs du VECM, on peut mesurer la vitesse de retour à l'équilibre après un choc sur la relation de cointégration. Pour une variable i , on retient l'indicateur $Vitesse_i = \frac{1}{|\alpha_i|}$, qui donne approximativement le nombre de périodes (ici, de mois) nécessaires pour corriger un écart unitaire à l'équilibre.

Variable	Vitesse $1/ \alpha_i $	Mois
$D(LCO2)$	$1/0,0245$	$\approx 40,8$
$D(LCLEANETF)$	$1/0,0073$	≈ 137
$D(LTESLA)$	$1/0,0128$	$\approx 78,1$

TABLE 22 – Vitesse d'ajustement des variables vers la relation de cointégration

Les vitesses d'ajustement mettent en évidence des profils très différenciés entre marchés. Le coefficient le plus important en valeur absolue est celui du CO_2 : $\alpha_{CO2} \simeq -0,0245$ implique une vitesse $1/|\alpha_{CO2}| \approx 40,8$ mois. Le marché du carbone est donc la principale variable d'ajustement : il corrige relativement vite les déséquilibres de long terme.

L'ETF « clean energy » réagit également de façon significative, mais plus lentement : avec $\alpha_{CLEAN} \simeq -0,0073$, l'ajustement complet prendrait en ordre de grandeur près de 137 mois.

Tesla occupe une position intermédiaire ($\alpha_{TESLA} \simeq -0,0128$, soit environ 78 mois), ce qui suggère un rôle de variable partiellement endogène au mécanisme de correction d'erreur.

À l'inverse, les coefficients d'ajustement de *LBRENT* et *LNEXTERA* ne sont pas significatifs : ces variables peuvent être vues comme plus « dominantes », contribuant à fixer l'équilibre de long terme, tandis que ce sont surtout le CO₂, l'ETF de clean energy et, dans une moindre mesure, Tesla, qui absorbent les écarts à cet équilibre.

5.4.4 Tests de causalité de Granger

Afin de compléter l'analyse en termes de cointégration et de VECM, nous réalisons des *tests de causalité de Granger par paires*. L'idée est de vérifier, pour chaque couple de variables (X, Y) , si les valeurs passées de X améliorent significativement la prévision de Y , une fois que l'on tient compte des valeurs passées de Y lui-même.

Formellement, dans l'équation de ΔY_t , on teste l'hypothèse nulle conjointe :

$$H_0 : \text{les coefficients des retards de } \Delta X_t \text{ sont tous nuls.}$$

Les tests sont effectués à partir du VECM avec deux retards (lags = 2), et les statistiques de Wald sont rapportées sous forme de F-statistiques avec les p-values associées. Nous retenons un seuil de significativité de 5 %.

Les résultats des « tests de causalité de Granger » mettent en évidence plusieurs relations de causalité à court terme :

- le Brent cause l'ETF *Clean Energy*

$$H_0 : \text{LBRENT does not Cause LCLEANETF, } p = 0,0305 < 0,05,$$

ce qui signifie que les prix du pétrole contiennent de l'information prédictive sur les rendements de l'ETF vert ;

- NextEra cause l'ETF *Clean Energy*

$$p = 0,0083 < 0,05,$$

l'action NextEra apparaissant comme un déterminant important de la performance du CleanETF ;

- NextEra cause le prix du CO₂

$$p = 0,0004 < 0,05,$$

et Tesla cause le prix du CO₂

$$p = 0,0015 < 0,05,$$

ce qui indique que les mouvements boursiers des grandes valeurs énergétiques et de Tesla précèdent ceux du marché du carbone ;

- enfin, NextEra cause Tesla

$$p = 0,0325 < 0,05,$$

ce qui suggère un lien de court terme entre ces deux valeurs du secteur énergétique et des renouvelables.

À l'inverse, aucune causalité significative n'est mise en évidence dans les autres directions (p-values largement supérieures à 5 %), ce qui signifie que, pour ces couples de variables, les valeurs passées de X n'améliorent pas la prévision de Y au-delà de l'information contenue dans Y lui-même.

Pris ensemble, ces résultats suggèrent que Brent et NextEra jouent un rôle moteur à court terme, en entraînant l'ETF Clean Energy, tandis que les marchés du CO₂ et des actifs verts (ETF, Tesla) apparaissent davantage comme des marchés « suiveurs » qui réagissent aux innovations provenant des grandes valeurs énergétiques. Cela complète l'analyse de long terme fournie par le VECM : les relations de cointégration décrivent l'ancrage structurel entre prix de l'énergie fossile, carbone et actions énergétiques, tandis que la causalité de Granger met en évidence la direction dominante de la transmission des chocs à l'horizon mensuel.

5.5 Interprétation des décompositions de variance

Les décompositions de variance issues du VAR en différences logarithmiques permettent d'apprécier, pour chaque variable, la part de la variance de prévision expliquée par ses propres chocs et par ceux des autres actifs. Elles offrent ainsi une lecture complémentaire de la cointégration : les relations de long terme mises en évidence précédemment n'impliquent pas nécessairement que, à court ou moyen terme, les chocs se transmettent fortement d'un marché à l'autre.

Dans le cas de *DLBRENT*, la variance de prévision est quasiment entièrement expliquée par les chocs propres au Brent, et ce à tous les horizons considérés. Les contributions de *DLCLEANETF*, *DLCO2*, *DLNEXTERA* et *DLTESLA* restent négligeables, même à horizon dix périodes. Ces résultats suggèrent que, dans le cadre de ce modèle, le prix du pétrole se comporte comme une variable largement exogène : la dynamique de court terme du Brent dépend principalement de facteurs qui lui sont propres (chocs d'offre, chocs de demande globale, facteurs géopolitiques) plutôt que des mouvements sur les actifs de la transition énergétique.

Pour *DLCO2*, le constat est similaire : la quasi-totalité de la variance de prévision est expliquée par les chocs spécifiques au prix du carbone, tandis que les contributions du Brent, de l'ETF d'énergie propre, de NextEra et de Tesla demeurent très faibles. Le prix des quotas EU ETS apparaît donc comme un autre bloc fortement autonome du système. Cela est cohérent avec la nature institutionnelle de ce marché, principalement drivé par les réformes réglementaires, les anticipations de politique climatique et les mécanismes internes de l'EU ETS, davantage que par les fluctuations de court terme des marchés actions.

Les actifs « verts » présentent, eux aussi, une forte composante idiosyncratique, mais avec un rôle plus marqué des interactions sectorielles. Pour *DLCLEANETF*, l'essentiel de la variance de prévision provient de ses propres chocs : la dynamique de l'ETF d'énergie propre est donc d'abord déterminée par les nouvelles spécifiques au secteur des énergies renouvelables, par le contexte boursier global et par les flux d'investissement dits ESG, plutôt que par les chocs isolés sur le pétrole ou le carbone. Les contributions de *DLBRENT* et *DLCO2* restent marginales, ce qui indique que, sur l'horizon considéré, la volatilité de l'ETF n'est pas dominée par des chocs venus des marchés de l'énergie fossile ou du carbone.

Les décompositions pour *DLTESLA* et *DLNEXTERA* confirment cette idée d'une forte spécificité titre par titre, tout en mettant en évidence le rôle du facteur sectoriel « clean energy ». Dans le cas de Tesla, la plus grande partie de la variance de prévision est expliquée par ses propres chocs, ce qui est conforme au profil de valeur de croissance très sensible aux annonces de résultats, aux innovations technologiques et aux anticipations de marché sur l'entreprise elle-même. On observe toutefois une contribution non négligeable de *DLCLEANETF*, qui représente une proportion significative de la variance, alors que les parts imputables au Brent, au CO₂ et à NextEra restent très faibles. Tesla apparaît ainsi comme une action principalement idiosyncratique, mais qui réagit de manière notable aux chocs affectant le segment agrégé des énergies propres, ce qui souligne l'importance du facteur sectoriel dans sa dynamique de court terme.

Pour NextEra, la structure est proche : la majorité de la variance de *DLNEXTERA* est expliquée par ses chocs propres, mais l'ETF d'énergie propre contribue aussi de façon visible, tandis que l'impact direct de *DLBRENT* et de *DLCO2* demeure limité. Cela reflète le positionnement hybride de NextEra, à la fois utility traditionnelle et acteur majeur des renouvelables : son cours réagit avant tout à des informations spécifiques (régulation, projets d'infrastructures, résultats) et, dans une moindre mesure, aux chocs sectoriels agrégés captés par l'ETF.

Au total, ces décompositions de variance racontent une histoire cohérente avec l'ensemble du projet. D'un côté, le Brent et le prix du CO₂ se comportent comme des variables presque exogènes pour les rendements des actifs boursiers de la transition énergétique : ils structurent les relations de long terme, mises en évidence par la cointégration, mais n'expliquent qu'une faible part de la volatilité instantanée des rendements. De l'autre, les actifs verts (ETF, Tesla, NextEra) sont dominés par leurs chocs propres, avec un effet sectoriel important via l'ETF d'énergie propre, qui joue le rôle de canal de transmission entre les différentes valeurs du segment. La transition énergétique telle qu'elle apparaît dans le modèle se manifeste donc davantage dans les trajectoires de long terme des niveaux de prix que dans la décomposition de la variance de court terme, où chaque actif conserve une forte composante spécifique et où le facteur agrégé « clean energy » domine la transmission des chocs au sein du secteur.

5.6 Analyse des fonctions de réponse impulsionnelle

Les fonctions de réponse impulsionnelle permettent d'examiner la dynamique de court terme du système à la suite d'un choc sur chacune des variables en différences logarithmiques. Les graphiques mettent en évidence des réactions rapides et globalement de courte durée, ce qui suggère un retour assez rapide vers la trajectoire moyenne après un choc.

La réponse de *DLTESLA* à un choc propre est très marquée : un choc positif sur Tesla entraîne une hausse immédiate de son rendement d'environ 0,14 au premier horizon, avant une décroissance rapide vers zéro dès la deuxième période et une disparition quasi complète des effets à partir de la quatrième période. Cela confirme le caractère fortement idiosyncratique de l'action, déjà mis en évidence par la décomposition de variance. Les chocs sur l'ETF d'énergie propre *DLCLEANETF* ont également un effet positif non négligeable sur *DLTESLA* au premier horizon, mais de moindre ampleur et très transitoire. À l'inverse, les chocs sur *DLBRENT*, *DLCO2* et *DLNEXTERA* n'induisent que des réponses de faible amplitude, parfois légèrement négatives, qui s'estompent très rapidement. Tesla réagit donc essentiellement à ses propres chocs et, dans une moindre mesure, aux chocs sectoriels agrégés du segment « clean energy », tandis que l'impact direct du pétrole, du carbone et de NextEra reste limité à court terme.

Pour *DLCO2*, la réponse à un choc propre est également dominante : le rendement du CO₂ augmente fortement au premier horizon, puis se retourne temporairement en territoire négatif avant de converger vers zéro. Ce profil en cloche traduit un ajustement rapide du marché du carbone après un choc initial, cohérent avec le fonctionnement institutionnel de l'EU ETS. Les réponses de *DLCO2* aux chocs sur le Brent, l'ETF, NextEra ou Tesla demeurent de faible ampleur et disparaissent très vite, ce qui confirme que la dynamique de court terme du prix du carbone est largement auto-entretenue et peu influencée par les mouvements instantanés des marchés actions et du pétrole.

Le comportement de *DLNEXTERA* présente des similitudes avec celui de Tesla, mais avec une intensité plus modérée. Un choc propre sur NextEra entraîne une hausse immédiate de son rendement, suivie d'un léger sur-ajustement négatif à l'horizon deux puis d'un retour vers zéro. Les chocs sur l'ETF d'énergie propre ont également un impact positif au premier horizon, ce qui souligne le rôle du facteur sectoriel « clean energy » dans la dynamique de NextEra. Les chocs en provenance du Brent, du CO₂ ou de Tesla ne provoquent, là encore, que des réponses

de très faible amplitude, rapidement absorbées. NextEra se comporte donc comme une valeur de transition, sensible à la fois à ses propres fondamentaux et à l'état global du secteur des énergies propres, mais peu directement affectée par les chocs sur le pétrole ou le carbone sur l'horizon de court terme considéré.

La réponse de *DLBRENT* à un choc propre est caractérisée par une hausse significative du rendement à l'horizon un, suivie d'un profil de décrochage progressif, avec un passage temporaire en territoire légèrement négatif avant un retour vers zéro. Cela reflète des effets de correction après un choc initial sur le prix du pétrole. Les réponses du Brent aux chocs sur l'ETF, le CO₂, NextEra ou Tesla restent très modestes et de courte durée. Le marché pétrolier conserve ainsi un comportement largement autonome, ce qui est cohérent avec son rôle de facteur externe pour les actifs financiers étudiés.

Enfin, pour *DLCLEANETF*, un choc propre engendre une réaction très forte au premier horizon, puis un retour rapide vers zéro dès les périodes suivantes. Les chocs sur le Brent, le CO₂, NextEra et Tesla ont des effets relativement limités, bien que l'on observe des réponses légèrement positives ou négatives à très court terme. La dynamique de l'ETF est donc principalement déterminée par des chocs spécifiques au portefeuille agrégé d'énergies propres, ce qui confirme que ce dernier synthétise surtout des informations internes au segment « clean energy », plus qu'il ne transmet mécaniquement les chocs en provenance du pétrole ou du carbone.

Dans l'ensemble, ces fonctions de réponse impulsionnelle confirment les conclusions tirées de la décomposition de variance. Les variables étudiées réagissent fortement à leurs propres chocs mais beaucoup plus faiblement aux chocs croisés, et ces effets s'éteignent en quelques périodes seulement. Les actifs verts (Tesla, NextEra, ETF) sont reliés entre eux via un facteur sectoriel commun, alors que le Brent et le CO₂ conservent une dynamique de court terme largement autonome. La transition énergétique apparaît ainsi davantage dans les relations de long terme mises en évidence par la cointégration que dans la propagation instantanée des chocs entre marchés.

6.0 Conclusion

Ce mémoire avait pour objectif d’analyser dans quelle mesure les prix de l’énergie fossile, du carbone et des actions du secteur énergétique sont liés par des relations de cointégration traduisant une dynamique de transition énergétique sur les marchés financiers. À partir de données mensuelles sur la période 2011–2024, l’étude a combiné le prix du Brent, le prix du CO₂ sur le marché européen des quotas d’émission (EU ETS), un ETF d’énergie propre, ainsi que deux actions emblématiques de la transition énergétique, Tesla et NextEra Energy.

Les tests de stationnarité ont montré que les cinq séries de prix en logarithme sont intégrées d’ordre un, ce qui justifie la mise en œuvre de tests de cointégration. Les résultats d’Engle–Granger ne mettent pas en évidence de relation de long terme simple au niveau bivarié, ce qui suggère que la transition énergétique ne se résume pas à des liens isolés entre un actif fossile et un actif vert pris deux à deux. En revanche, le test de Johansen appliqué au système multivarié révèle l’existence d’un unique vecteur de cointégration reliant conjointement le Brent, le CO₂, l’ETF d’énergie propre, Tesla et NextEra. Cela signifie qu’à long terme, ces variables partagent une trajectoire d’équilibre commune, compatible avec l’idée que les marchés de l’énergie et de la transition sont interconnectés lorsque l’on adopte une vision globale du système.

L’estimation du VECM met en lumière une répartition asymétrique des rôles dans ce mécanisme de long terme. Le prix du CO₂ et l’ETF d’énergie propre apparaissent comme les principales variables d’ajustement, ce qui traduit une sensibilité marquée de ces actifs aux écarts par rapport à l’équilibre de cointégration. Tesla contribue également au retour à l’équilibre, mais de manière plus modérée. À l’inverse, le Brent et NextEra se comportent davantage comme des variables « dominantes », qui participent à la détermination de l’équilibre de long terme sans corriger significativement les déséquilibres lorsqu’ils apparaissent. Les tests de causalité de Granger confirment cette lecture en montrant que les grandes valeurs énergétiques et, dans une moindre mesure, les actifs verts jouent un rôle non négligeable dans la dynamique prédictive du prix du carbone et de l’ETF.

Les décompositions de variance complètent ce diagnostic en montrant que la variance de prévision à court et moyen terme est largement dominée par les chocs propres à chaque actif, avec un rôle sectoriel de l’ETF sur Tesla et NextEra, tandis que les chocs sur le Brent et le CO₂ restent principalement auto-contenus. Il en résulte une image nuancée de la transition énergétique sur les marchés financiers : d’un côté, l’existence d’une cointégration multivariée confirme que les actifs fossiles, le carbone et les actifs verts ne sont pas découplés à long terme ; de l’autre, la forte importance des composantes idiosyncratiques et le caractère relativement autonome du pétrole et du CO₂ dans la variance de court terme indiquent que la transition se traduit par une recomposition progressive des interdépendances plutôt que par un basculement brutal.

Pistes d’amélioration et d’approfondissement

Ce travail présente plusieurs limites qui ouvrent des perspectives d’amélioration et d’approfondissement. Sur le plan empirique, l’analyse repose sur un nombre limité d’actifs : un seul ETF d’énergie propre et deux entreprises représentatives. Une première extension naturelle consisterait à enrichir l’univers des actifs, par exemple en distinguant plus clairement les entreprises « brunes » et « vertes » via des indices dédiés, en intégrant des obligations vertes ou des indices de valeurs fossiles, ou encore en ajoutant des variables macroéconomiques (taux d’intérêt, activité, inflation) susceptibles d’influencer conjointement les prix de l’énergie, du carbone et des actions. Une autre piste serait de travailler à une fréquence différente (hebdomadaire ou quotidienne) pour mieux capter la réaction de très court terme des marchés aux annonces de politique climatique ou aux chocs géopolitiques.

Sur le plan méthodologique, le cadre retenu est celui d'un modèle VAR/VECM linéaire à paramètres constants. Or, la période 2011–2024 est marquée par plusieurs ruptures majeures, comme l'effondrement pétrolier de 2014–2016, la crise du COVID–19 ou la crise énergétique européenne à partir de 2021. Une extension prometteuse consisterait à estimer des modèles à changement de régime (par exemple des MS-VAR ou MS-VECM) afin de tester explicitement si les relations de cointégration et les vitesses d'ajustement diffèrent entre phases « normales » et phases de stress énergétique ou climatique. De même, l'exploration de formes de cointégration non linéaire, ou l'utilisation de modèles de volatilité multivariés, permettrait de mieux rendre compte des asymétries et de la concentration des chocs dans les périodes de crise.

Enfin, sur le plan de l'interprétation financière et climatique, le travail pourrait être prolongé par une analyse plus fine du lien entre les résultats économétriques et les enjeux de gestion de portefeuille ou de régulation. Par exemple, il serait possible d'étudier dans quelle mesure le prix du CO₂ peut être interprété comme un facteur de risque distinct dans un modèle d'évaluation des actifs, ou de simuler des scénarios de transition (hausse graduelle ou choc sur le prix du carbone) pour évaluer leur impact sur la valorisation relative des actifs fossiles et des actifs verts. Ces prolongements permettraient de transformer les résultats de ce mémoire en outils d'aide à la décision pour les investisseurs et pour les autorités publiques soucieuses d'orienter la finance vers des trajectoires compatibles avec les objectifs climatiques.

7.0 Bibliographie

- Sadorsky, P. (1999). *Oil price shocks and stock market activity*. Energy Economics, 21(5), 449–469.
- Henriques, I., & Sadorsky, P. (2008). *Oil prices and the stock prices of alternative energy companies*. Energy Economics, 30(3), 998–1010.
- Broadstock, D. C., Cao, H., & Zhang, D. (2012). *Oil shocks and their impact on energy related stocks in China*. Energy Economics, 34(6), 1888–1895.
- Oestreich, A. M., & Tsiakas, I. (2015). *Carbon emissions and stock returns : Evidence from the EU Emissions Trading Scheme*. Journal of Banking & Finance, 58, 294–308.
- Broadstock, D. C. (2025). *Carbon pricing and stock performance*. Energy Policy, online first.
- Görgen, M., Jacob, A., Nerlinger, M., Riordan, R., Rohleder, M., & Wilkens, M. (2020). *Carbon risk*. Journal of Banking & Finance, 124, 106041.
- Reboredo, J. C. (2015). *Is there dependence and systemic risk between oil and renewable energy stock prices ?* Energy Economics, 48, 32–45.
- Reboredo, J. C., & Ugolini, A. (2018). *The impact of energy prices on clean energy stock prices : A multivariate quantile dependence approach*. Energy Economics, 76, 136–152.
- Reboredo, J. C. (2018). *Green bond and financial markets : Co-movement, diversification and price discovery*. Energy Economics, 74, 38–50.
- Reboredo, J. C. (2019). *Interdependence between renewable-energy and low-carbon stock markets*. Energies, 12(23), 4461.
- Syuhada, K., Hakim, A., & Suprijanto, D. (2024). *Assessing systemic risk and connectedness among dirty and clean energy markets from the quantile and expectile perspectives*. Energy Economics, 129, 107261.
- Sanin, M. E., & Özkan, A. U. (2024). *Attractiveness of clean energy stocks in Europe*. Finance Research Letters, online.
- Sanin, M. E., & Özkan, A. U. (2023). *Attractiveness of clean energy stocks in Europe : The importance of shocks in oil and gas prices*. Working paper, Chaire Énergie & Prospérité.
- European Commission. (2023). *About the EU ETS*. European Commission, DG Climate Action.
- European Commission. (2020). *Start of phase 4 of the EU ETS in 2021 : Adoption of the cap and start of the auctions*. European Commission, DG Climate Action.
- European Commission. (2021). *Update of benchmark values for the years 2021–2025 of phase 4 of the EU ETS : Benchmark curves and key parameters*. European Commission, DG Climate Action.

BlackRock. (2025). *iShares Global Clean Energy UCITS ETF – Fund Factsheet*. BlackRock.

NextEra Energy. (2023). *Leading the world in wind, solar and battery storage energy*. NextEra Energy, Investor Relations.

8.0 Annexes

Résultats des tests de racine unitaire (ADF)

Cette annexe présente les sorties complètes des tests de racine unitaire de type Augmented Dickey-Fuller (ADF) pour chacune des variables *LBRENT*, *LLEANETF*, *LCO2*, *LNEXTERA* et *LTESLA*. Pour chaque série, trois spécifications sont estimées : avec constante et tendance déterministe, avec constante seule, et sans constante ni tendance.

8.1 Test ADF pour *LBRENT*

Spécification avec constante et tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LBRENT

Null Hypothesis: LBRENT has a unit root

Exogenous: Constant, Linear Trend

Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.039367	0.5751
Test critical values:	1% level	-4.014635
	5% level	-3.437289
	10% level	-3.142837

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(LBRENT)

Method: Least Squares

Date: 10/29/25 Time: 14:06

Sample (adjusted): 2011M04 2024M12

Included observations: 165 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LBRENT(-1)	-0.040115	0.019670	-2.039367	0.0431
D(LBRENT(-1))	0.403462	0.076142	5.298808	0.0000
D(LBRENT(-2))	-0.184899	0.077263	-2.393097	0.0179
C	0.170294	0.088924	1.915044	0.0573
@TREND("2011M01")	9.68E-07	0.000139	0.006943	0.9945

R-squared

Adjusted R-squared

S.E. of regression

Sum squared resid

Log likelihood

F-statistic

Prob(F-statistic)

Mean dependent var

S.D. dependent var

Akaike info criterion

Schwarz criterion

Hannan-Quinn criter.

Durbin-Watson stat

FIGURE 7 – Test ADF pour *LBRENT* avec constante et tendance déterministe

Spécification avec constante seule

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LBRENT

Null Hypothesis: LBRENT has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.133427	0.2320
Test critical values:	1% level	-3.470179
	5% level	-2.878937
	10% level	-2.576124

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(LBRENT)

Method: Least Squares

Date: 10/29/25 Time: 14:09

Sample (adjusted): 2011M04 2024M12

Included observations: 165 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LBRENT(-1)	-0.040153	0.018821	-2.133427	0.0344
D(LBRENT(-1))	0.403487	0.075820	5.321659	0.0000
D(LBRENT(-2))	-0.184859	0.076808	-2.406753	0.0172
C	0.170541	0.081229	2.099521	0.0373

R-squared	0.170777	Mean dependent var	-0.002731
Adjusted R-squared	0.155325	S.D. dependent var	0.088718
S.E. of regression	0.081537	Akaike info criterion	-2.151569
Sum squared resid	1.070381	Schwarz criterion	-2.076274
Log likelihood	181.5045	Hannan-Quinn criter.	-2.121004
F-statistic	11.05254	Durbin-Watson stat	2.040302
Prob(F-statistic)	0.000001		

FIGURE 8 – Test ADF pour *LBRENT* avec constante seule

Spécification sans constante ni tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LBRENT

Null Hypothesis: LBRENT has a unit root

Exogenous: None

Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.510582	0.4940
Test critical values:	1% level	-2.579052
	5% level	-1.942768
	10% level	-1.615423

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(LBRENT)

Method: Least Squares

Date: 10/29/25 Time: 14:10

Sample (adjusted): 2011M04 2024M12

Included observations: 165 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LBRENT(-1)	-0.000759	0.001487	-0.510582	0.6103
D(LBRENT(-1))	0.394846	0.076500	5.161369	0.0000
D(LBRENT(-2))	-0.213768	0.076355	-2.799664	0.0057
R-squared	0.148074	Mean dependent var	-0.002731	
Adjusted R-squared	0.137556	S.D. dependent var	0.088718	
S.E. of regression	0.082390	Akaike info criterion	-2.136680	
Sum squared resid	1.099686	Schwarz criterion	-2.080208	
Log likelihood	179.2761	Hannan-Quinn criter.	-2.113756	
Durbin-Watson stat	2.052624			

FIGURE 9 – Test ADF pour *LBRENT* sans constante ni tendance

8.2 Test ADF pour *LCLEANETF*

Spécification avec constante et tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LCLEANETF

Null Hypothesis: LCLEANETF has a unit root
Exogenous: Constant Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.272980	0.4459
Test critical values:	1% level	-4.013946
	5% level	-3.436957
	10% level	-3.142642

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(LCLEANETF)
Method: Least Squares
Date: 10/29/25 Time: 14:11
Sample (adjusted): 2011M02 2024M12
Included observations: 167 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCLEANETF(-1)	-0.047794	0.021027	-2.272980	0.0243
C	0.093656	0.046031	2.034631	0.0435
@TREND("2011M01")	0.000272	0.000159	1.706309	0.0898

R-squared	0.031694	Mean dependent var	-0.002221
Adjusted R-squared	0.019886	S.D. dependent var	0.080911
S.E. of regression	0.080102	Akaike info criterion	-2.193228
Sum squared resid	1.052282	Schwarz criterion	-2.137216
Log likelihood	186.1345	Hannan-Quinn criter.	-2.170494
F-statistic	2.684000	Durbin-Watson stat	1.878335
Prob(F-statistic)	0.071289		

FIGURE 10 – Test ADF pour *LCLEANETF* avec constante et tendance déterministe

Spécification avec constante seule

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LCLEANETF				
Null Hypothesis: LCLEANETF has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.558325	0.5016	
Test critical values:	1% level	-3.469691		
	5% level	-2.878723		
	10% level	-2.576010		
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LCLEANETF)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:11				
Sample (adjusted): 2011M02 2024M12				
Included observations: 167 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCLEANETF(-1)	-0.026574	0.017053	-1.558325	0.1211
C	0.063797	0.042821	1.489856	0.1382
R-squared	0.014504	Mean dependent var	-0.002221	
Adjusted R-squared	0.008531	S.D. dependent var	0.080911	
S.E. of regression	0.080565	Akaike info criterion	-2.187607	
Sum squared resid	1.070963	Schwarz criterion	-2.150265	
Log likelihood	184.6652	Hannan-Quinn criter.	-2.172451	
F-statistic	2.428378	Durbin-Watson stat	1.884855	
Prob(F-statistic)	0.121072			

FIGURE 11 – Test ADF pour *LCLEANETF* avec constante seule

Spécification sans constante ni tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LCLEANETF

Null Hypothesis: LCLEANETF has a unit root

Exogenous: None

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-0.577210	0.4660
Test critical values:	1% level	-2.578883	
	5% level	-1.942745	
	10% level	-1.615438	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(LCLEANETF)

Method: Least Squares

Date: 10/29/25 Time: 14:12

Sample (adjusted): 2011M02 2024M12

Included observations: 167 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCLEANETF(-1)	-0.001438	0.002492	-0.577210	0.5646
R-squared	0.001247	Mean dependent var	-0.002221	
Adjusted R-squared	0.001247	S.D. dependent var	0.080911	
S.E. of regression	0.080860	Akaike info criterion	-2.186220	
Sum squared resid	1.085370	Schwarz criterion	-2.167549	
Log likelihood	183.5494	Hannan-Quinn criter.	-2.178642	
Durbin-Watson stat	1.907010			

FIGURE 12 – Test ADF pour *LCLEANETF* sans constante ni tendance

8.3 Test ADF pour $LCO2$

Spécification avec constante et tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LCO2				
Null Hypothesis: LCO2 has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.768906	0.2110
Test critical values:				
	1% level		-4.014288	
	5% level		-3.437122	
	10% level		-3.142739	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LCO2)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:19				
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12				
Included observations: 166 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCO2(-1)	-0.054289	0.019607	-2.768906	0.0063
D(LCO2(-1))	-0.203982	0.075051	-2.717911	0.0073
C	0.047521	0.032086	1.481030	0.1405
@TREND("2011M01")	0.001385	0.000433	3.195169	0.0017
R-squared	0.098005	Mean dependent var		0.009333
Adjusted R-squared	0.081301	S.D. dependent var		0.142085
S.E. of regression	0.136187	Akaike info criterion		-1.125774
Sum squared resid	3.004598	Schwarz criterion		-1.050787
Log likelihood	97.43926	Hannan-Quinn criter.		-1.095336
F-statistic	5.687291	Durbin-Watson stat		2.003718
Prob(F-statistic)	0.000792			

FIGURE 13 – Test ADF pour $LCO2$ avec constante et tendance déterministe

Spécification avec constante seule

Null Hypothesis: LCO2 has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-0.043304	0.9524
Test critical values:				
	1% level		-3.469933	
	5% level		-2.878829	
	10% level		-2.576067	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LCO2)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:20				
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12				
Included observations: 166 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCO2(-1)	-0.000446	0.010302	-0.043304	0.9655
D(LCO2(-1))	-0.202510	0.077141	-2.625206	0.0095
C	0.012476	0.030994	0.402537	0.6878
R-squared	0.041162	Mean dependent var		0.009333
Adjusted R-squared	0.029397	S.D. dependent var		0.142085
S.E. of regression	0.139981	Akaike info criterion		-1.076709
Sum squared resid	3.193945	Schwarz criterion		-1.020469
Log likelihood	92.36687	Hannan-Quinn criter.		-1.053881
F-statistic	3.498716	Durbin-Watson stat		1.992349
Prob(F-statistic)	0.032527			

FIGURE 14 – Test ADF pour $LCO2$ avec constante seule

Spécification sans constante ni tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LCO2

Null Hypothesis: LCO2 has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		0.951989	0.9091
Test critical values:			
	1% level	-2.578967	
	5% level	-1.942757	
	10% level	-1.615431	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(LCO2)
Method: Least Squares
Date: 10/29/25 Time: 14:21
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12
Included observations: 166 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCO2(-1)	0.003436	0.003610	0.951989	0.3425
D(LCO2(-1))	-0.204900	0.076715	-2.670927	0.0083

R-squared	0.040209	Mean dependent var	0.009333
Adjusted R-squared	0.034356	S.D. dependent var	0.142085
S.E. of regression	0.139623	Akaike info criterion	-1.087764
Sum squared resid	3.197120	Schwarz criterion	-1.050270
Log likelihood	92.28440	Hannan-Quinn criter.	-1.072545
Durbin-Watson stat	1.993289		

FIGURE 15 – Test ADF pour *LCO2* sans constante ni tendance

8.4 Test ADF pour *LNEXTERA*

Spécification avec constante et tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LNEXTERA				
Null Hypothesis: LNEXTERA has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.299748	0.8845	
Test critical values:				
	1% level	-4.014288		
	5% level	-3.437122		
	10% level	-3.142739		
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LNEXTERA)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:17				
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12				
Included observations: 166 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LNEXTERA(-1)	-0.038295	0.029464	-1.299748	0.1955
D(LNEXTERA(-1))	-0.216289	0.078351	-2.760504	0.0064
C	0.122249	0.078264	1.561999	0.1202
@TREND("2011M01")	0.000350	0.000360	0.971160	0.3329
R-squared	0.070287	Mean dependent var		0.009895
Adjusted R-squared	0.053070	S.D. dependent var		0.057089
S.E. of regression	0.055553	Akaike info criterion		-2.919144
Sum squared resid	0.499961	Schwarz criterion		-2.844156
Log likelihood	246.2890	Hannan-Quinn criter.		-2.888706
F-statistic	4.082431	Durbin-Watson stat		2.013372
Prob(F-statistic)	0.007942			

FIGURE 16 – Test ADF pour *LNEXTERA* avec constante et tendance déterministe

Spécification avec constante seule

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LNEXTERA				
Null Hypothesis: LNEXTERA has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.436709	0.5631	
Test critical values:	1% level	-3.469933		
	5% level	-2.878829		
	10% level	-2.576067		
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LNEXTERA)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:17				
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12				
Included observations: 166 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LNEXTERA(-1)	-0.010592	0.007372	-1.436709	0.1527
D(LNEXTERA(-1))	-0.232875	0.076454	-3.045953	0.0027
C	0.050994	0.027234	1.872405	0.0629
R-squared	0.064874	Mean dependent var	0.009895	
Adjusted R-squared	0.053400	S.D. dependent var	0.057089	
S.E. of regression	0.055544	Akaike info criterion	-2.925387	
Sum squared resid	0.502871	Schwarz criterion	-2.869146	
Log likelihood	245.8071	Hannan-Quinn criter.	-2.902559	
F-statistic	5.654042	Durbin-Watson stat	2.026449	
Prob(F-statistic)	0.004226			

FIGURE 17 – Test ADF pour *LNEXTERA* avec constante seule

Spécification sans constante ni tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LNEXTERA				
Null Hypothesis: LNEXTERA has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		2.533296	0.9973	
Test critical values:	1% level	-2.578967		
	5% level	-1.942757		
	10% level	-1.615431		
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LNEXTERA)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:18				
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12				
Included observations: 166 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LNEXTERA(-1)	0.003032	0.001197	2.533296	0.0122
D(LNEXTERA(-1))	-0.228035	0.076992	-2.961811	0.0035
R-squared	0.044761	Mean dependent var	0.009895	
Adjusted R-squared	0.038936	S.D. dependent var	0.057089	
S.E. of regression	0.055966	Akaike info criterion	-2.916155	
Sum squared resid	0.513687	Schwarz criterion	-2.878661	
Log likelihood	244.0408	Hannan-Quinn criter.	-2.900936	
Durbin-Watson stat	2.018671			

FIGURE 18 – Test ADF pour *LNEXTERA* sans constante ni tendance

8.5 Test ADF pour *LTESLA*

Spécification avec constante et tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LTESLA				
Null Hypothesis: LTESLA has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-1.879854	0.6605
Test critical values:				
1% level			-4.013946	
5% level			-3.436957	
10% level			-3.142642	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LTESLA)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:21				
Sample (adjusted): 2011M02 2024M12				
Included observations: 167 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LTESLA(-1)	-0.041989	0.022336	-1.879854	0.0619
C	0.061083	0.028423	2.149074	0.0331
@TREND("2011M01")	0.001322	0.000769	1.718869	0.0875
R-squared	0.021223	Mean dependent var		0.033083
Adjusted R-squared	0.009286	S.D. dependent var		0.162785
S.E. of regression	0.162027	Akaike info criterion		-0.784306
Sum squared resid	4.305456	Schwarz criterion		-0.728294
Log likelihood	68.48952	Hannan-Quinn criter.		-0.761572
F-statistic	1.777980	Durbin-Watson stat		1.800294
Prob(F-statistic)	0.172221			

FIGURE 19 – Test ADF pour *LTESLA* avec constante et tendance déterministe

Spécification avec constante seule

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LTESLA				
Null Hypothesis: LTESLA has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-0.770978	0.8242
Test critical values:				
1% level			-3.469691	
5% level			-2.878723	
10% level			-2.576010	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LTESLA)				
Method: Least Squares				
Date: 10/29/25 Time: 14:22				
Sample (adjusted): 2011M02 2024M12				
Included observations: 167 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LTESLA(-1)	-0.005857	0.007597	-0.770978	0.4418
C	0.052480	0.028144	1.864705	0.0640
R-squared	0.003590	Mean dependent var		0.033083
Adjusted R-squared	-0.002449	S.D. dependent var		0.162785
S.E. of regression	0.162984	Akaike info criterion		-0.778427
Sum squared resid	4.383020	Schwarz criterion		-0.741085
Log likelihood	66.99863	Hannan-Quinn criter.		-0.763271
F-statistic	0.594407	Durbin-Watson stat		1.833233
Prob(F-statistic)	0.441823			

FIGURE 20 – Test ADF pour *LTESLA* avec constante seule

Spécification sans constante ni tendance

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on LTESLA

Null Hypothesis: LTESLA has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	1.984711	0.9888
Test critical values:		
1% level	-2.578883	
5% level	-1.942745	
10% level	-1.615438	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(LTESLA)
Method: Least Squares
Date: 10/29/25 Time: 14:23
Sample (adjusted): 2011M02 2024M12
Included observations: 167 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LTESLA(-1)	0.006807	0.003430	1.984711	0.0488

R-squared	-0.017408	Mean dependent var	0.033083
Adjusted R-squared	-0.017408	S.D. dependent var	0.162785
S.E. of regression	0.164195	Akaike info criterion	-0.769548
Sum squared resid	4.475385	Schwarz criterion	-0.750878
Log likelihood	65.25728	Hannan-Quinn criter.	-0.761970
Durbin-Watson stat	1.818210		

FIGURE 21 – Test ADF pour *LTESLA* sans constante ni tendance

8.6 VAR(2)

Vector Autoregression Estimates
Date: 11/10/25 Time: 17:44
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12
Included observations: 166 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

	LBRENT	LCO2	LTESLA	LNEXTERA	LCLEANETF
LBRENT(-1)	1.262406 (0.07835) [16.1125]	0.181623 (0.12523) [1.45032]	0.164344 (0.15053) [1.09176]	0.049058 (0.05235) [0.93714]	0.068745 (0.07413) [0.92729]
LBRENT(-2)	-0.331769 (0.07800) [-4.25330]	-0.129694 (0.12468) [-1.04025]	-0.152322 (0.14987) [-1.01639]	-0.061644 (0.05212) [-1.18281]	-0.084651 (0.07381) [-1.14692]
LCO2(-1)	-0.000933 (0.04945) [-0.01887]	0.674064 (0.07904) [8.52822]	-0.196832 (0.09501) [-2.07172]	0.025478 (0.03304) [0.77114]	-0.077151 (0.04679) [-1.64886]
LCO2(-2)	0.015361 (0.04766) [0.32230]	0.223747 (0.07618) [2.93725]	0.150181 (0.09157) [1.64012]	-0.016797 (0.03184) [-0.52750]	0.062673 (0.04510) [1.38979]
LTESLA(-1)	-0.041772 (0.04609) [-0.90641]	0.065641 (0.07366) [0.89113]	1.052443 (0.08854) [11.8862]	0.011195 (0.03079) [0.36357]	0.015402 (0.04361) [0.35321]
LTESLA(-2)	0.040901 (0.04500) [0.90883]	-0.078671 (0.07193) [-1.09369]	-0.123772 (0.08647) [-1.43145]	-0.007727 (0.03007) [-0.25698]	-0.021089 (0.04258) [-0.49525]
LNEXTERA(-1)	-0.178734 (0.12994) [-1.37556]	0.151166 (0.20768) [0.72787]	0.260617 (0.24964) [1.04396]	0.718262 (0.08681) [8.27350]	-0.159037 (0.12295) [-1.29355]
LNEXTERA(-2)	0.140251 (0.13164) [1.06544]	0.055212 (0.21040) [0.26241]	-0.012479 (0.25291) [-0.04934]	0.258600 (0.08795) [2.94024]	0.220964 (0.12456) [1.77401]
LCLEANETF(-1)	0.172769 (0.10462) [1.65143]	-0.159775 (0.16722) [-0.95550]	-0.170810 (0.20100) [-0.84979]	0.029937 (0.06990) [0.42829]	1.006424 (0.09899) [10.1668]
LCLEANETF(-2)	-0.148869 (0.10494) [-1.41859]	0.242010 (0.16773) [1.44283]	0.225698 (0.20162) [1.11941]	-0.063793 (0.07012) [-0.90983]	-0.050785 (0.09930) [-0.51145]
C	0.343234 (0.21181) [1.62049]	-0.838677 (0.33854) [-2.47730]	-0.692856 (0.40695) [-1.70257]	0.198952 (0.14152) [1.40584]	0.012646 (0.20042) [0.06310]

FIGURE 22 – VAR(2) part 1

R-squared	0.945087	0.985396	0.991163	0.991411	0.956243
Adj. R-squared	0.941544	0.984454	0.990593	0.990857	0.953420
Sum sq. resid	1.079520	2.757864	3.984888	0.481907	0.966511
S.E. equation	0.083454	0.133389	0.160340	0.055759	0.078966
F-statistic	266.7636	1045.862	1738.574	1789.134	338.7281
Log likelihood	182.4003	104.5513	74.00294	249.3415	191.5784
Akaike AIC	-2.065064	-1.127124	-0.759072	-2.871585	-2.175644
Schwarz SC	-1.858848	-0.920908	-0.552855	-2.665369	-1.969428
Mean dependent	4.301031	2.833565	3.362395	3.655295	2.479860
S.D. dependent	0.345172	1.069819	1.653195	0.583134	0.365879
Determinant resid covariance (dof adj.)		3.71E-11			
Determinant resid covariance		2.63E-11			
Log likelihood		844.1899			
Akaike information criterion		-9.508312			
Schwarz criterion		-8.477231			
Number of coefficients		55			

FIGURE 23 – VAR(2) part 2

8.7 Test de Johansen

Johansen Cointegration Test				
Date: 11/14/25 Time: 09:14				
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12				
Included observations: 166 after adjustments				
Trend assumption: No deterministic trend (restricted constant)				
Series: LBRENT LCLEANETF LCO2 LNEXTERA LTESLA				
Lags interval (in first differences): 1 to 1				
Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.1 Critical Value	Prob.**
None *	0.169903	76.49709	72.77447	0.0543
At most 1	0.127288	45.58581	50.52532	0.2288
At most 2	0.064790	22.98502	32.26837	0.5294
At most 3	0.043670	11.86570	17.98038	0.4609
At most 4	0.026471	4.453363	7.556722	0.3488
Trace test indicates 1 cointegrating eqn(s) at the 0.1 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.1 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				
Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.1 Critical Value	Prob.**
None	0.169903	30.91128	32.16525	0.1357
At most 1	0.127288	22.60079	26.12122	0.2407
At most 2	0.064790	11.11932	20.05014	0.7390
At most 3	0.043670	7.412332	13.90590	0.6190
At most 4	0.026471	4.453363	7.556722	0.3488
Max-eigenvalue test indicates no cointegration at the 0.1 level				
* denotes rejection of the hypothesis at the 0.1 level				
**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values				

FIGURE 24 – Johansen part 1

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b*S11*b=I):					
LBRENT	LCLEANETF	LCO2	LNEXTERA	LTESLA	C
-1.521689	-1.017092	2.052121	-5.219536	0.509963	20.62130
-0.071525	0.842379	-0.300546	1.830066	-0.807290	-3.969533
-2.379047	-3.086635	0.793546	-1.299011	0.322434	19.25102
-2.891306	3.135264	0.209974	-1.136008	-0.189246	8.797172
-0.168029	-0.818708	-0.398536	-4.052920	1.803329	12.97806
Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):					
D(LBRENT)	0.002744	0.002870	0.008111	0.015788	0.000232
D(LCLEANETF)	-0.013843	0.002049	0.017973	-0.001951	-0.001740
D(LCO2)	-0.046218	0.006955	-0.003612	0.008554	0.010501
D(LNEXTERA)	0.004503	0.011939	0.007123	-0.004421	0.004256
D(LTESLA)	-0.023269	0.038819	0.007144	0.002217	-0.016641
1 Cointegrating Equation(s):			Log likelihood	821.3970	
Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)					
LBRENT	LCLEANETF	LCO2	LNEXTERA	LTESLA	C
1.000000	0.668397	-1.348581	3.430094	-0.335129	-13.55159
	(0.57577)	(0.24447)	(0.69885)	(0.24045)	(2.29435)
Adjustment coefficients (standard error in parentheses)					
D(LBRENT)	-0.004176				
	(0.00994)				
D(LCLEANETF)	0.021065				
	(0.00944)				
D(LCO2)	0.070329				
	(0.01562)				
D(LNEXTERA)	-0.006853				
	(0.00673)				
D(LTESLA)	0.035408				
	(0.01934)				

FIGURE 25 – Johansen part 2

2 Cointegrating Equation(s):		Log likelihood	832.6974			
Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)						
LBRENT	LCLEANETF	LCO2	LNEXTERA	LTESLA	C	
1.000000	0.000000	-1.050491	1.871775	0.289023	-9.843274	
		(0.33640)	(1.06024)	(0.34838)	(2.59802)	
0.000000	1.000000	-0.445978	2.331427	-0.933805	-5.548070	
		(0.41281)	(1.30104)	(0.42751)	(3.18809)	
Adjustment coefficients (standard error in parentheses)						
D(LBRENT)	-0.004381	-0.000373				
	(0.00994)	(0.00862)				
D(LCLEANETF)	0.020919	0.015806				
	(0.00945)	(0.00819)				
D(LCO2)	0.069831	0.052866				
	(0.01561)	(0.01354)				
D(LNEXTERA)	-0.007707	0.005477				
	(0.00659)	(0.00571)				
D(LTESLA)	0.032632	0.056367				
	(0.01879)	(0.01629)				
3 Cointegrating Equation(s):		Log likelihood	838.2570			
Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)						
LBRENT	LCLEANETF	LCO2	LNEXTERA	LTESLA	C	
1.000000	0.000000	0.000000	-1.655873	0.927145	-2.586597	
			(1.50529)	(0.53472)	(3.86762)	
0.000000	1.000000	0.000000	0.833791	-0.662895	-2.467302	
			(0.97735)	(0.34718)	(2.51115)	
0.000000	0.000000	1.000000	-3.358095	0.607451	6.907891	
			(0.90413)	(0.32117)	(2.32303)	

FIGURE 26 – Johansen part 3

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)			
D(LBRENT)	-0.023677 (0.01835)	-0.025408 (0.02181)	0.011205 (0.01443)
D(LCLEANETF)	-0.021839 (0.01705)	-0.039669 (0.02026)	-0.014762 (0.01340)
D(LCO2)	0.078424 (0.02894)	0.064014 (0.03440)	-0.099800 (0.02275)
D(LNEXTERA)	-0.024653 (0.01211)	-0.016510 (0.01439)	0.011306 (0.00952)
D(LTESLA)	0.015635 (0.03481)	0.034315 (0.04136)	-0.053748 (0.02736)

4 Cointegrating Equation(s):	Log likelihood	841.9632
------------------------------	----------------	----------

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)					
LBRENT	LCLEANETF	LCO2	LNEXTERA	LTESLA	C
1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.011964 (0.06739)	-4.194060 (0.25475)
0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	-0.190020 (0.05068)	-1.657887 (0.19158)
0.000000	0.000000	1.000000	0.000000	-1.297053 (0.31679)	3.647971 (1.19760)
0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	-0.567138 (0.11047)	-0.970765 (0.41763)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)				
D(LBRENT)	-0.069324 (0.02577)	0.024090 (0.02929)	0.014520 (0.01422)	-0.037541 (0.03694)
D(LCLEANETF)	-0.016198 (0.02439)	-0.045786 (0.02772)	-0.015172 (0.01346)	0.054875 (0.03496)
D(LCO2)	0.053693 (0.04133)	0.090832 (0.04696)	-0.098004 (0.02280)	0.248937 (0.05924)
D(LNEXTERA)	-0.011871 (0.01727)	-0.030371 (0.01963)	0.010378 (0.00953)	-0.005887 (0.02476)
D(LTESLA)	0.009226 (0.04980)	0.041265 (0.05659)	-0.053283 (0.02748)	0.180695 (0.07138)

FIGURE 27 – Johansen part 4

8.8 VECM

Vector Error Correction Estimates	
Vector Error Correction Estimates	
Date: 11/13/25 Time: 10:27	
Sample (adjusted): 2011M03 2024M12	
Included observations: 166 after adjustments	
Standard errors in () & t-statistics in []	
Cointegrating Eq:	CointEq1
LTESLA(-1)	1.000000
LNEXTERA(-1)	-9.981901 (1.43442) [-6.95885]
LBRENT(-1)	-2.887448 (1.33216) [-2.16749]
LCLEANETF(-1)	-1.966658 (1.46896) [-1.33881]
LCO2(-1)	3.909203 (0.82166) [4.75771]
C	39.32554

FIGURE 28 – VECM part 1

Error Correction:	D(LTESLA)	D(LNEXTERA)	D(LBRENT)	D(LCLEANE...	D(LCO2)
CointEq1	-0.012836 (0.00661) [-1.94308]	0.002174 (0.00229) [0.95000]	0.001403 (0.00345) [0.40674]	-0.007308 (0.00328) [-2.23014]	-0.024461 (0.00541) [-4.52289]
D(LTESLA(-1))	0.108683 (0.08668) [1.25378]	0.009634 (0.03003) [0.32084]	-0.045526 (0.04527) [-1.00567]	0.019317 (0.04300) [0.44925]	0.082295 (0.07097) [1.15960]
D(LNEXTERA(-1))	0.120590 (0.24902) [0.48426]	-0.247486 (0.08626) [-2.86910]	-0.169071 (0.13004) [-1.30011]	-0.219819 (0.12352) [-1.77964]	-0.090415 (0.20387) [-0.44349]
D(LBRENT(-1))	0.133652 (0.14754) [0.90587]	0.043755 (0.05111) [0.85613]	0.305078 (0.07705) [3.95951]	0.039808 (0.07318) [0.54395]	0.133648 (0.12079) [1.10644]
D(LCLEANETF(-1))	-0.203687 (0.20038) [-1.01653]	0.055381 (0.06941) [0.79788]	0.189519 (0.10464) [1.81113]	0.044776 (0.09939) [0.45051]	-0.219318 (0.16405) [-1.33692]
D(LCO2(-1))	-0.161219 (0.09154) [-1.76116]	0.013822 (0.03171) [0.43589]	-0.009292 (0.04781) [-0.19437]	-0.059590 (0.04541) [-1.31234]	-0.222782 (0.07495) [-2.97260]
C	0.029927 (0.01331) [2.24928]	0.012266 (0.00461) [2.66134]	0.002072 (0.00695) [0.29813]	-6.13E-05 (0.00660) [-0.00929]	0.009554 (0.01089) [0.87710]

FIGURE 29 – VECM part 2

8.9 Causalité de Granger

Pairwise Granger Causality Tests
Date: 11/13/25 Time: 11:05
Sample: 2011M01 2024M12
Lags: 2

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LCLEANETF does not Granger Cause LBRENT	166	0.48163	0.6187
LBRENT does not Granger Cause LCLEANETF		3.56807	0.0305
LCO2 does not Granger Cause LBRENT	166	0.06029	0.9415
LBRENT does not Granger Cause LCO2		2.17325	0.1171
LNEXTERA does not Granger Cause LBRENT	166	0.32993	0.7195
LBRENT does not Granger Cause LNEXTERA		1.41947	0.2449
LTESLA does not Granger Cause LBRENT	166	0.11644	0.8902
LBRENT does not Granger Cause LTESLA		0.88385	0.4152
LCO2 does not Granger Cause LCLEANETF	166	0.71032	0.4930
LCLEANETF does not Granger Cause LCO2		1.61836	0.2014
LNEXTERA does not Granger Cause LCLEANETF	166	4.94128	0.0083
LCLEANETF does not Granger Cause LNEXTERA		2.12923	0.1223
LTESLA does not Granger Cause LCLEANETF	166	2.81757	0.0627
LCLEANETF does not Granger Cause LTESLA		0.14439	0.8657
LNEXTERA does not Granger Cause LCO2	166	8.12918	0.0004
LCO2 does not Granger Cause LNEXTERA		0.72369	0.4865
LTESLA does not Granger Cause LCO2	166	6.74308	0.0015
LCO2 does not Granger Cause LTESLA		1.39556	0.2507
LTESLA does not Granger Cause LNEXTERA	166	0.54428	0.5813
LNEXTERA does not Granger Cause LTESLA		3.49983	0.0325

FIGURE 30 – Causalité de Granger

8.10 Décompositions de variance du modèle VAR

Cette annexe présente les décompositions de variance issues du modèle VAR en différences logarithmiques pour chacune des variables *DLBRENT*, *DLCLEANETF*, *DLCO2*, *DLNEXTERA* et *DLTESLA*. Les graphiques indiquent, pour différents horizons de prévision, la part de la variance expliquée par les chocs propres à chaque variable et par ceux des autres variables du système.

Décomposition de la variance de *DLBRENT*

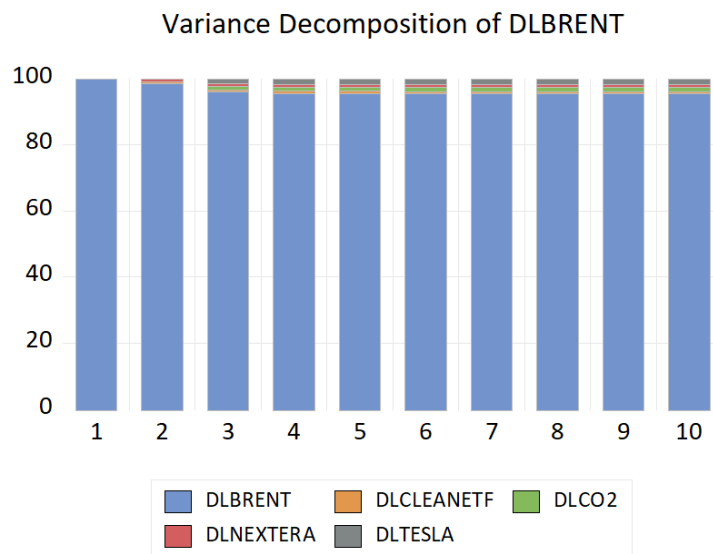


FIGURE 31 – Décomposition de la variance de prévision de *DLBRENT*

Décomposition de la variance de *DLTESLA*

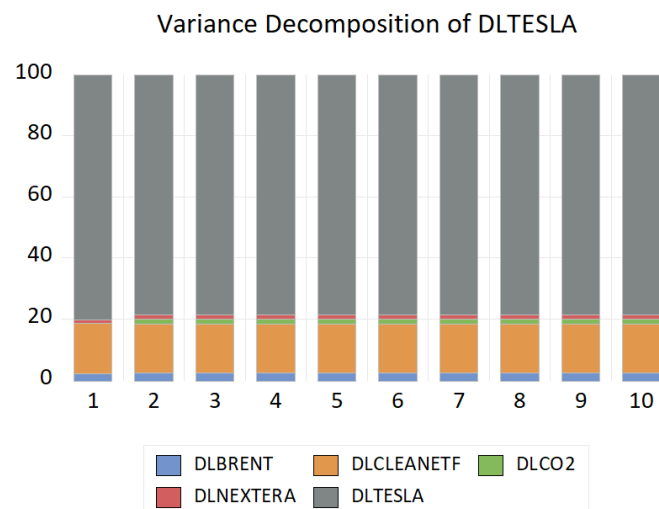


FIGURE 32 – Décomposition de la variance de prévision de *DLTESLA*

Décomposition de la variance de $DLCO_2$

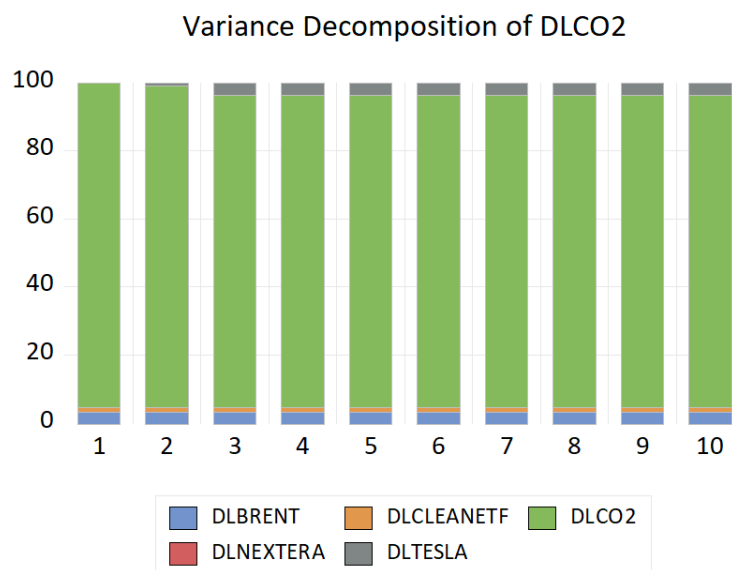


FIGURE 33 – Décomposition de la variance de prévision de $DLCO_2$

Décomposition de la variance de $DLCLEANETF$

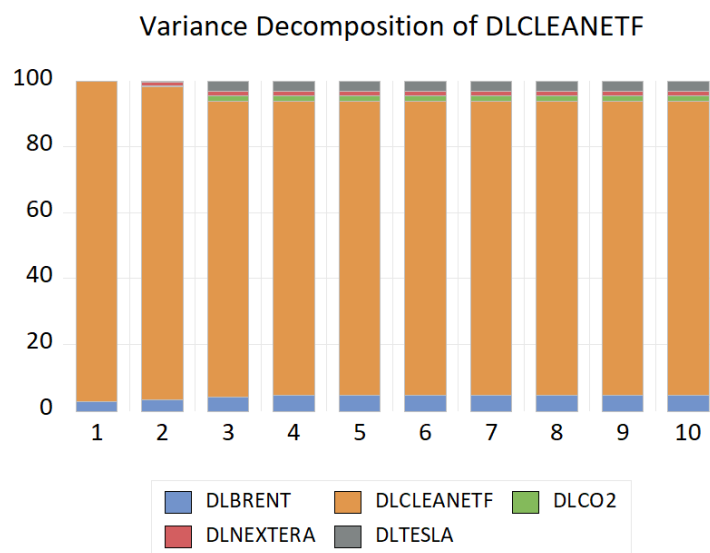


FIGURE 34 – Décomposition de la variance de prévision de $DLCLEANETF$

Décomposition de la variance de $DLNEXTERA$

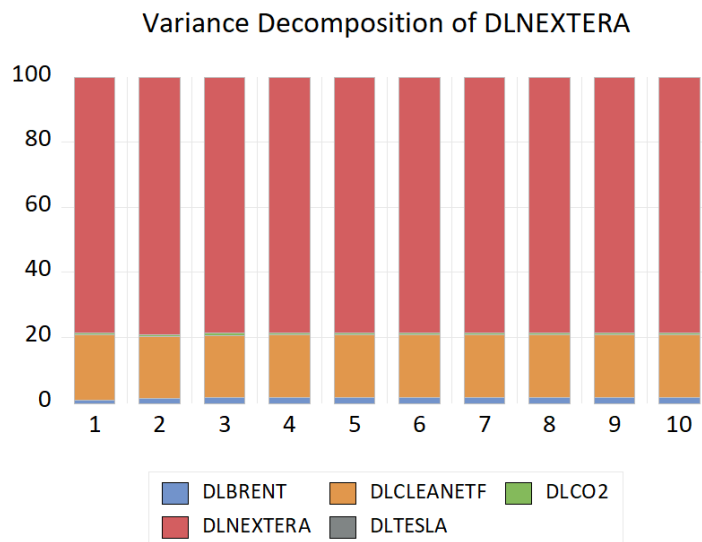


FIGURE 35 – Décomposition de la variance de prévision de $DLNEXTERA$

8.11 Fonctions de réponse impulsionnelle du modèle VAR

Cette annexe présente les fonctions de réponse impulsionnelle (IRF) issues du modèle VAR en différences logarithmiques pour chacune des variables $DLBRENT$, $DLCLEANETF$, $DLCO2$, $DLNEXTERA$ et $DLTESLA$. Les graphiques montrent, pour un horizon de dix périodes, la réaction des rendements à un choc unitaire initial sur chacune des variables du système.

Réponse de $DLTESLA$ aux innovations

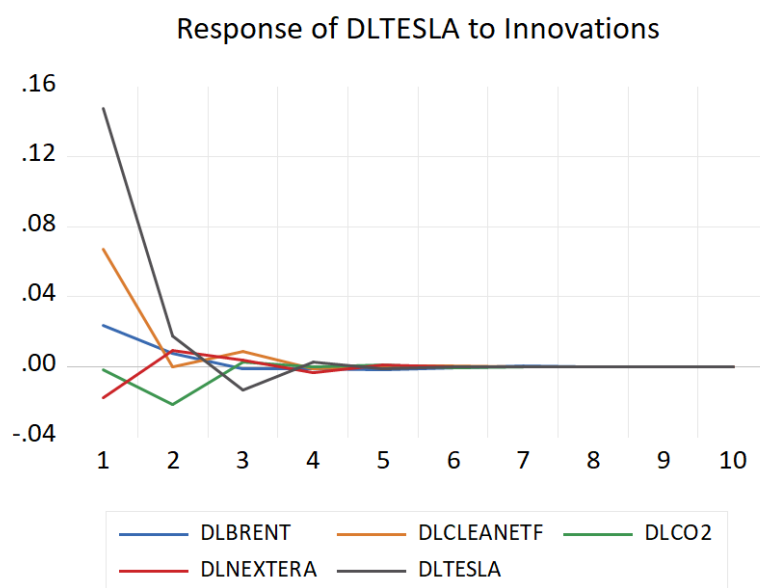


FIGURE 36 – Fonctions de réponse impulsionnelle de $DLTESLA$ aux innovations

Réponse de $DLCO_2$ aux innovations

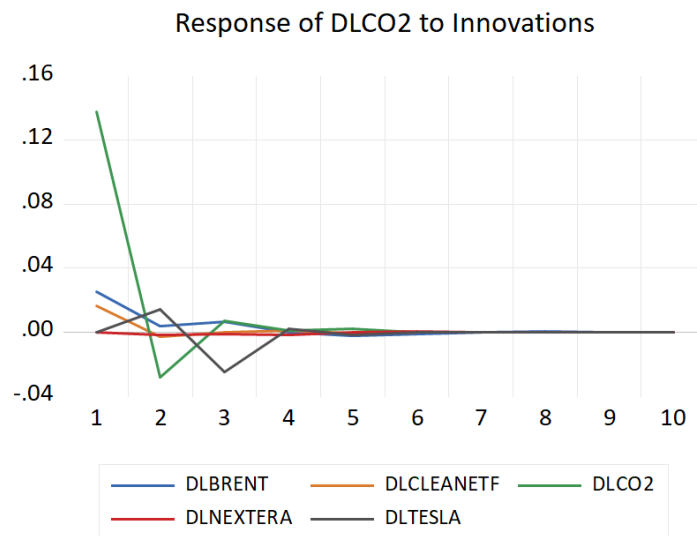


FIGURE 37 – Fonctions de réponse impulsionnelle de $DLCO_2$ aux innovations

Réponse de $DLNEXTERA$ aux innovations

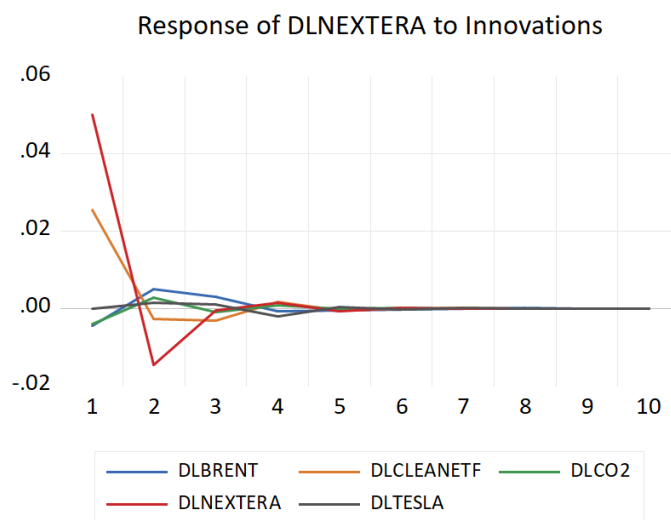


FIGURE 38 – Fonctions de réponse impulsionnelle de $DLNEXTERA$ aux innovations

Réponse de *DLBRENT* aux innovations

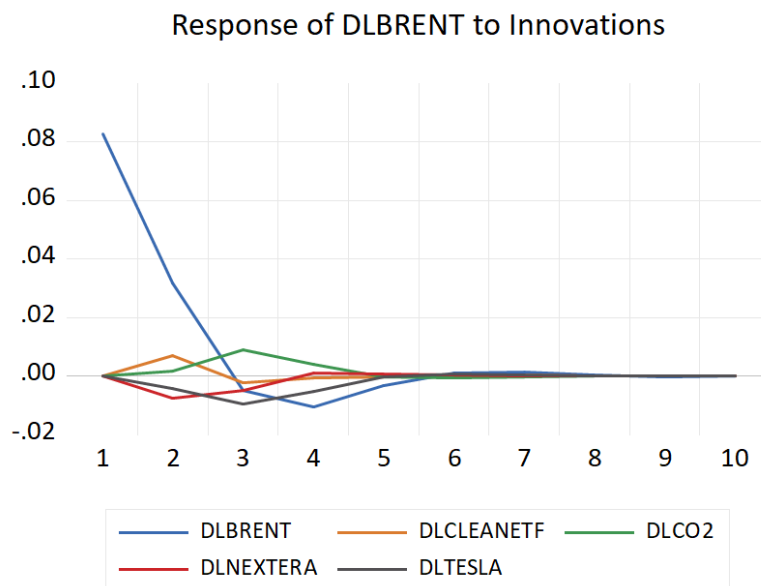


FIGURE 39 – Fonctions de réponse impulsionnelle de *DLBRENT* aux innovations

Réponse de *DLCLEANETF* aux innovations

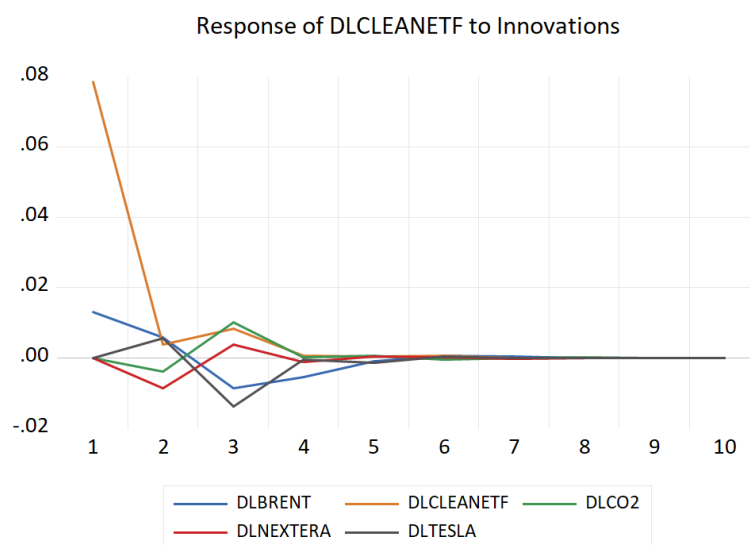


FIGURE 40 – Fonctions de réponse impulsionnelle de *DLCLEANETF* aux innovations