

UNIVERSITE ABDERRAHMANE MIRA DE BEJAIA



Faculté des Sciences Economiques, Commerciales et des Science de Gestion

Département des Sciences Commerciales

MEMOIRE

En vue de l'obtention du diplôme de

MASTER EN SCIENCES COMMERCIALES

Option : Finance et Commerce International

L'INTITULE DU MEMOIRE

Modélisation et prévision des prix de pétrole : approche économétrique

Préparé par :

- MAAFA Yacine
- MAHOUI Alicia

Dirigé par :

Mme TOUATI Karima

Date de soutenance : 23/06/2025

Jury :

Président : Mr Baar

Examineur : Mme Ouaret

Rapporteur : Mme Touati

Année universitaire : 2024/2025

Dédicace

À mes chers parents, pour tout l'amour et les sacrifices qu'ils m'ont donnés.

À mes sœurs Dyhia et Safia, toujours là pour moi.

À mes amis, camarades et enseignants qui ont fait partie de l'aventure.

Maafa Yacine

À mes chers parents, à mes frères et à mes sœurs Linda et Sonia, pour leur amour et leur soutien constants.

À ceux qui ont cru en moi et m'ont soutenue dans les moments de doute.

À une présence précieuse, discrète, mais profondément chère à mon cœur.

Mahoui Alicia

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu, qui nous a donné la force et le courage de mener à bien ce travail de fin d'études.

Nos sincères remerciements vont à nos parents pour leur soutien constant tout au long de notre parcours, ainsi qu'à l'ensemble de nos enseignants, de l'école primaire jusqu'à l'université, pour le savoir qu'ils nous ont transmis.

Nous adressons nos remerciements les plus sincères à notre encadrante, Madame Touati Karima, pour ses conseils, son encadrement et ses orientations précieuses.

Nous remercions également toutes les personnes qui nous ont soutenus de près ou de loin, par leurs conseils, leurs partages d'articles et leurs échanges scientifiques ayant contribué à l'élaboration de ce travail.

Enfin, nous espérons que ce travail sera utile aux futurs chercheurs qui s'y référeront.

Liste des abréviations

ACF : Autocorrelation Function (Fonction d'autocorrélation)
ADF : Augmented Dickey-Fuller (Test de Dickey-Fuller augmenté)
DF : Dickey-Fuller (Test de Dickey-Fuller)
AIC : Akaike Information Criterion (Critère d'information d'Akaike)
AR : Autoregressive (Autorégressif)
ARIMA : Autoregressive Integrated Moving Average (Auto-régressif intégré à moyenne mobile)
ARMA : Autoregressive Moving Average (Auto-régressif à moyenne mobile)
BIC : Bayesian Information Criterion (Critère d'information bayésien)
BP : Brent Petroleum
Box-Jenkins : Méthode de Box et Jenkins
EIA : Energy Information Administration (Administration de l'information sur l'énergie)
EViews : Econometric Views (Logiciel d'analyse économétrique)
FMI : Fonds Monétaire International
GARCH : Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (Hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée)
I : Integrated (Intégré)
MA : Moving Average (Moyenne mobile)
OCDE : Organisation de Coopération et de Développement Économiques
OMC : Organisation Mondiale du Commerce
OPEP : Organisation des Pays Exportateurs de Pétrole
OPEP+ : Organisation des Pays Exportateurs de Pétrole et alliés
PACF : Partial Autocorrelation Function (Fonction d'autocorrélation partielle)
PIB : Produit Intérieur Brut
PNB : Produit National Brut
SARIMA : Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Modèle SARIMA)
TIC : Technologies de l'Information et de la Communication
UE : Union Européenne
USA : United States of America (États-Unis d'Amérique)
USD : United States Dollar (Dollar américain)
VAR : Vector Autoregression (Régression vectorielle autorégressive)
WTI : West Texas Intermediate (Type de pétrole brut américain)

Sommaire

Sommaire	5
Introduction générale	6
Section 1 : Généralités sur le marché pétrolier	8
1.1 Fonctionnement du marché pétrolier	8
1.2 Evolution des prix du pétrole de 2015 jusqu'à 2025	10
1.3 Vue d'ensemble des méthodes de prédiction des prix du pétrole	12
Section 2 : Les modèles de séries temporelles	14
2.1 Définition d'une série chronologique	14
2.2 Les modèles de décomposition d'une série chronologique	15
2.3 Choix du modèle de décomposition d'une série chronologique	15
2.4 Présentation des modèles de séries chronologiques	16
2.5 La méthode de Box et Jenkins pour la modélisation des séries chronologiques	19
Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole	22
3.1 Étude de la série brute OILP	22
3.2 Etude de la série différenciée DOILP	28
3.3 Passage à la modélisation SARIMA	35
Conclusion générale	43

L'évolution du prix du pétrole constitue un enjeu stratégique majeur pour l'économie mondiale, en particulier pour les pays exportateurs et importateurs d'énergie. Véritable moteur de la croissance industrielle, le pétrole reste aujourd'hui une ressource non substituable à court terme, dont la valeur conditionne les équilibres macroéconomiques, les politiques budgétaires, les flux commerciaux et les investissements dans le secteur énergétique¹. Toutefois, ce marché se distingue par une extrême volatilité des prix, influencée aussi bien par des facteurs structurels (variation de l'offre et de la demande, stratégie de l'OPEP+) que par des chocs exogènes (crises géopolitiques, pandémies, transition énergétique, etc.).

Cette instabilité rend toute prévision des prix particulièrement complexe, mais elle renforce également l'intérêt scientifique et pratique de cette tâche. Sur le plan scientifique, anticiper l'évolution du prix du pétrole permet de tester des modèles économétriques robustes dans un environnement incertain. Sur le plan pratique, les résultats peuvent contribuer à la prise de décision pour les gouvernements, les investisseurs et les entreprises énergétiques.

Dans ce contexte, notre mémoire s'intéresse à la modélisation **du prix du pétrole** à l'aide de **modèles de séries temporelles**, en particulier ceux développés selon la méthode de Box-Jenkins. Cette problématique soulève plusieurs questions fondamentales :

Le prix de pétrole suit-il un processus autorégressif (AR)? Moyenne mobile (MA) ?, ou une combinaison de ces deux processus (ARMA)? Les variations saisonnières (si elles existent, peuvent-elles être intégrées à ce processus ?

Un bref état de la littérature montre que plusieurs approches ont été mobilisées pour modéliser le prix du pétrole : des modèles économétriques classiques, des techniques non linéaires, mais aussi des modèles de séries temporelles linéaires tels que le modèle ARIMA et ses extensions saisonnières (SARIMA). Ces derniers ont démontré une efficacité intéressante pour les données univariées à forte dynamique temporelle, tout en restant relativement simples à estimer et interpréter.

Les hypothèses de travail retenues sont les suivantes :

- **H1** : Le prix du pétrole peut suivre ses valeurs passées

¹Babusiaux, D. & Bauquis, P.-R. (2017). Le pétrole : quelles réserves, quelles productions et à quel prix ? Dunod, P. 117.

- **H2** : La prise en compte de la saisonnalité peut améliorer la qualité de la modélisation (SARIMA).

Pour vérifier ces hypothèses, nous adoptons une méthodologie en deux étapes. La première partie est théorique : elle expose les fondements du marché pétrolier et les concepts des séries temporelles (ARMA, ARIMA, SARIMA). La seconde partie est pratique : elle applique les modèles ARIMA/SARIMA sur une série mensuelle de prix du pétrole brut allant de janvier 2015 à décembre 2024, selon les différentes étapes de la méthode de Box-Jenkins (identification, estimation, validation).

Notre travail est structuré en trois sections. La première et la deuxième est consacrée aux fondements théoriques et contextuels de l'étude, regroupant à la fois les spécificités du marché pétrolier et les bases des séries temporelles. La troisième section présente l'étude empirique à travers l'application des modèles ARIMA/SARIMA aux données réelles du prix du pétrole.

Le pétrole est considéré comme l'une des ressources énergétiques les plus importantes sur la scène mondiale et régionale, car il est devenu l'un des piliers les plus importants de l'économie des pays consommateurs comme des pays producteurs. Il est également considéré comme une ressource économique stratégique. Les objectifs de la prévision des prix du pétrole sont nombreux, notamment la gestion des risques, la planification budgétaire, l'analyse des bénéfices, la gestion de l'offre et de la demande, le plus important étant de prendre des décisions stratégiques et de fournir des prévisions ou des estimations futures.

1.1 Fonctionnement du marché pétrolier

Il sera présenté dans cette partie les caractéristiques du marché pétrolier

a) Physionomie du marché pétrolier

Le marché du pétrole est souvent décrit comme un marché concurrentiel en partie contrôlé. Les prix du marché varient en fonction de l'offre et de la demande de pétrole. Ils sont aussi influencés par les stratégies des acteurs. Il est composé de deux grands types de marchés

- **Le marché physique** : où le pétrole est **vendu et livré réellement**.
- **Le marché à terme (ou marché financier)** : où le pétrole est **acheté ou vendu à l'avance**, à un prix fixé aujourd'hui, pour une livraison future².

b) Type de pétrole commercialisé

Il existe trois standards du pétrole brut dans le monde, à savoir³ :

- WTI (West Texas Intermediate) ; pétrole léger et doux, facile à raffiner.
- Brent (un mélange de différents de pétrole brut tirés de la mer du Nord ; pétrole léger, un peu moins doux que le WTI.
- Dubaï Crude ; pétrole plus lourd et plus soufré que le WTI ou Brent.

Ces derniers font respectivement office de référence pour les États-Unis, l'Europe et l'Asie.

c) Les acteurs de marché pétrolier

²Géoconfluences. (2022, octobre). Marchés et prix des hydrocarbures. <https://geoconfluences.ens-lyon.fr/glossaire/marches-et-prix-des-hydrocarbures> (Consulté le 25 mai 2025)

³Fioulmarket. (2022, 8 décembre). Marché du pétrole : principaux acteurs, caractéristiques, chiffres clés. <https://www.fioulmarket.fr/actualites/marche-petrole-principaux-acteurs-caracteristiques-chiffres-cles> (Consulté le 25 mai 2025)

Parmi les différents acteurs les plus **influent**s et **puissant**s sur le marché de pétrole, on trouve :⁴

- L'organisation des pays exportateurs de pétrole (OPEP):

Est une organisation intergouvernementale qui réunit des pays producteurs de pétrole. Sa mission est d'assurer la stabilisation des marchés pétroliers et de coordonner et d'unifier les politiques pétroliers de ces membres. Elle existe depuis 1960 et compte aujourd'hui 13 membres : l'Algérie, l'Angola, l'Arabie saoudite, les Emirats arabes unis, le Gabon, la Guinée équatoriale, l'Irak, l'Iran, la Koweït, la Libye, le Nigeria, la République du Congo et le Venezuela. Son but est de garantir un approvisionnement en pétrole efficace, économique et régulier aux consommateurs et un revenu régulier aux producteurs⁵.

- L'OPEP+

Est une coalition regroupons 23 pays producteurs de pétrole⁶. Les 13 pays membre de l'OPEP plus 10 autres pays ; l'Azerbaïdjan, le Bahreïn, le Brunei, le Kazakhstan, la Malaisie, le Mexique, Oman, la Russie, le Soudan et le Soudan du Sud.

- L'agence internationale de l'énergie

Fondée en 1974. Elle comporte 30 membres, principalement importateurs de pétrole. Il s'agit des pays suivant ; l'Allemagne, l'Australie, l'Autriche, la Belgique, le Canada, la Corée du Sud, le Danemark, l'Espagne, l'Estonie, les Etats-Unis, la Finlande, la France, la Grèce, la Hongrie, l'Irlande, l'Italie, le Japon, le Luxembourg, le Mexique, la Norvège, la Nouvelle-Zélande, le Pays-Bas, la Pologne, le Portugal, la République tchèque, le Royaume-Uni, la Slovaquie, la Suède, la Suisse et la Turquie. Elle pèse tout comme l'OPEP et défend les pays consommateurs du pétrole.

- Les super majors pétroliers

Les **5 plus grandes entreprises privées de l'industrie du pétrole** sont ; BP (Royaume-Uni), Chevron (Etats-Unis), Exxon (Etats-Unis), Shell (Pays-Bas) et Total Energies (France). Ce sont

⁴Carron & Cie. (2023, 21 septembre). Les acteurs incontournables du marché du pétrole. <https://www.carron-cie.fr/particuliers/les-acteurs-incontournables-du-marche-du-petrole/> (Consulté le 26 mai 2025)

⁵BP Superfioul. (s.d.). Les acteurs du marché du pétrole. <https://bpsuperfioul.fr/acteurs-marche-petrole/> (Consulté le 26 mai 2025)

⁶Connaissance des Énergies. (s.d.). Qu'est-ce que l'OPEP+ ?

<https://www.connaissancedesenergies.org/questions-et-reponses-energies/opec-plus> (Consulté le 28 mai 2025)

uniquement des sociétés privées qui ne prennent pas en considération les compagnies pétrolières publiques. Elles ont une puissance économique telle qu'ils influencent irrémédiablement le marché du pétrole⁷.

d) Les principaux marchés de fixation des prix sont :

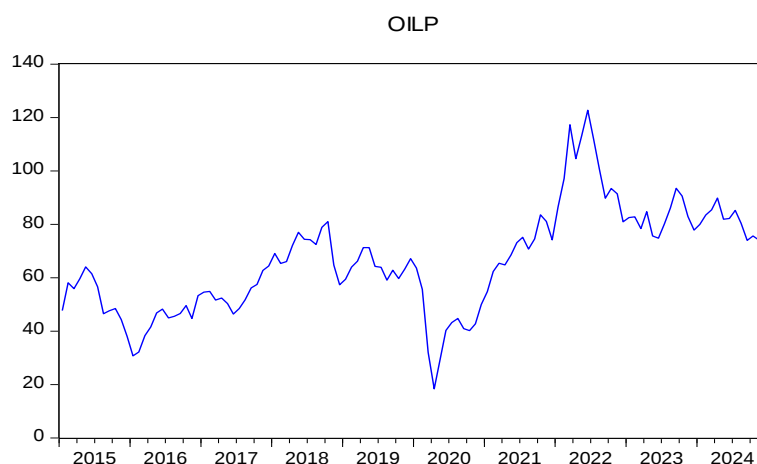
- **Nymex (New-York mercantile exchange)** : basée à New York, spécialisé dans les métaux précieux et l'énergie (pétrole, gaz, électricité), avec une combinaison de négociations électroniques.
- **ICE (Intercontinental exchange)** : basée à Atlanta et principalement actif à Londres, plateforme entièrement électronique créée en 2000, spécialisée dans le pétrole et d'autres produits énergétiques.⁸

1.2 Evolution des prix du pétrole de 2015 jusqu'à 2025

Au cours des 10 dernières années, le prix du baril de pétrole a connu des fluctuations importantes. Cette évolution est illustrée dans la graphie ci-après

Evolution du prix de Pétrole brut Brent (Londres) - Prix au comptant en dollars US par baril

Figure 1: Représentation graphique de la série OILP



Source : Réalisé par nous même à partir des données du site internet Reuters/DGEC (https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/documents/dgec_cours_moyen_du_brent_date_en_dollar_baril_2000-2017.pdf) complété par les données du site <https://www.insee.fr/fr/statistiques/serie/010002077>

• 2015 – 2017 : la chute des prix

En 2015 le prix du pétrole a chuté progressivement, atteignant des niveaux historiquement bas, autour de 30 dollars le baril. Cette chute brutale s'explique par une conjonction de facteurs,

⁷Carron & Cie. (2023, 21 septembre). Les acteurs incontournables du marché du pétrole. <https://www.carron-cie.fr/particuliers/les-acteurs-incontournables-du-marche-du-petrole/> (Consulté le 28 mai 2025)

⁸Intercontinental Exchange. (s.d.). About ICE. <https://www.ice.com/about> (Consulté le 28 mai 2025)

dont la surabondance de l'offre mondiale de pétrole, la faiblesse de la demande due à la croissance économique modérée dans de nombreux pays, et la décision de l'OPEP de maintenir sa production pour défendre sa part de marché⁹. En fin 2016, les prix du pétrole remontent légèrement, mais restent sous la barre des 50 dollars le baril. Les pays producteurs tentent de limiter l'offre en réduisant leur production, dans le but de soutenir les prix. En 2017, le prix du pétrole reste relativement stable, oscillant entre 50 et 60 dollars le baril.

- **2018 – 2020 : la remontée des prix**

En 2018, le prix du pétrole repart à la hausse, dépassant les 70 dollars le baril. Cette remontée s'explique par, les tensions géopolitiques au Moyen-Orient, et les efforts de l'OPEP pour limiter l'offre. La croissance économique mondiale soutenue ainsi que les sanctions américaines contre l'Iran contribuent également à cette hausse des prix¹⁰.

En 2019, le prix du pétrole reste relativement stable, oscillant entre 60 et 70 dollars le baril. Les tensions commerciales entre les Etats-Unis et la Chine, ainsi que les incertitudes géopolitiques au Moyen-Orient et en Amérique latine, influent sur les prix du pétrole.

En 2020, la pandémie de Covid-19 frappe l'économie mondiale de plein fouet, entraînant une chute spectaculaire des prix du pétrole. En avril 2020, le prix du baril de pétrole atteint des niveaux négatifs, du jamais vu dans l'histoire, en raison de l'effondrement de la demande et de l'excès d'offre sur le marché. Les mesures de confinement et de restriction des déplacements dans de nombreux pays réduisent drastiquement la consommation de pétrole.

- **2021 – 2022 : une hausse jamais marquée**

En 2021, le prix du pétrole remonte progressivement, dépassant à nouveau les 70 dollars le baril. La reprise de l'économie mondiale et le déploiement des campagnes de vaccination contre le Covid-19 contribuent à soutenir la demande de pétrole. Cependant, les incertitudes persistantes liées à la pandémie et les tensions géopolitiques continuent d'influencer les prix du pétrole.

⁹Paperjam. (2025, 7 mai). L'OPEP relance la guerre de l'offre pour défendre sa part de marché. <https://paperjam.lu/article/opec-relance-la-guerre-de-loffre-pour-defendre-sa-part-de-marche> (Consulté le 29 mai 2025)

¹⁰La finance pour tous. (2018, 24 octobre). Pétrole : le prix du baril qui monte, qui monte, qui monte.... <https://www.lafinancepourtous.com/2018/10/24/prix-du-petrole-qui-monte/> (Consulté le 29 mai 2025)

En 2022, il a connu une forte hausse, en lien avec la reprise économique et les tensions géopolitiques consécutives à l'invasion de l'Ukraine. En moyenne sur l'année, il se situe à 101 \$, en hausse de 43 % par rapport à l'année précédente¹¹.

- **2023 – 2025 :**

Les années 2023, 2024, 2025, sont marquées par une stabilisation relative des prix, qui oscillent autour de 70 à 85 dollars le baril. Cette stabilité apparente masque toutefois de fortes incertitudes liée à la régulation de la production par l'OPEP+, aux tensions persistantes au Moyen-Orient, ainsi qu'aux aléas économique mondiaux (ralentissement de la croissance chinoise, inflation dans les pays occidentaux¹²).

1.3 Vue d'ensemble des méthodes de prédiction des prix du pétrole

La fluctuation des prix du pétrole a conduit à l'utilisation de différentes méthodes pour l'estimer et prédire ses prix réels. Voici quelques-unes des méthodes de prévision des prix du pétrole :

- **Modèle du marché mondial du pétrole**

La première des nouvelles approches de projection élaborées se base sur l'utilisation d'un modèle du marché mondial du pétrole brut qui intègre les principaux facteurs de variation des prix du pétrole, tels que définis par la théorie économique. Plus spécifiquement, ce modèle exprime le prix actuel réel du pétrole en fonction de ses prix passés et des niveaux précédents de production pétrolière mondiale, qui servent d'indicateur de l'activité économique réelle, reflétant ainsi les fluctuations du cycle économique mondial et les variations des stocks mondiaux de pétrole brut.

- **Les modèles basés sur des séries chronologiques**

Les modèles basés sur des séries chronologiques constituent l'approche la plus élémentaire de la prévision. Elle implique l'examen des tendances passées afin d'anticiper les événements futurs. Ces modèles varient en fonction des méthodes statistiques et de régression employées.

¹¹ Ministère de la Transition Écologique. (2023, mai). Les prix des produits pétroliers en 2022 : des niveaux inédits liés à la crise géopolitique.

https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/documents/DE_4p_produits%20petroliers_24mai.pdf
(Consulté le 30 mai 2025)

Ministère de la Transition Écologique

¹² IG Bank. (2024, 12 novembre). Pétrole WTI : le prix du baril consolide autour de 70 dollars.

<https://www.allnews.ch/content/march%C3%A9s/p%C3%A9trole-wti-le-prix-du-baril-consolide-autour-de-70-dollars>
(Consulté le 30 mai 2025)

Allnews

L'ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) est notamment l'un des modèles les plus reconnus pour prédire les consommations énergétiques à partir de séries chronologiques. Cependant, pour que cette analyse soit valide, il est nécessaire de disposer de données sur plusieurs décennies et portant sur les mêmes variables explicatives. Par conséquent, cette approche peut ne pas être applicable universellement, notamment dans certaines nations en développement.

- **Les modèles de régression**

Les modèles de régression évaluent la relation entre la consommation d'énergie et diverses variables en effectuant des régressions sur des ensembles de données. Un exemple illustratif de cette approche est l'application d'un modèle dans l'État du Kerala, en Inde, pour simuler la demande en énergie commerciale. Cette analyse est réalisée par secteur sur des séries de données précises, à savoir les secteurs résidentiels, des services et industriel. Chaque secteur est représenté par une équation distincte contenant des variables spécifiques, notamment le produit intérieur brut (PIB) et ses composantes sectorielles, le revenu par habitant, l'indice de production industrielle, le nombre de consommateurs, l'indice des prix du pétrole, ainsi que la consommation annuelle d'énergie dans l'État, à la fois globalement et par secteur.

- **Les modèles économétriques**

Les modèles économétriques reposent sur l'idée que des relations existent entre la consommation d'énergie et des variables macro-économiques telles que le produit national brut (PNB), les prix de l'énergie, les technologies employées, la population, la production industrielle et agricole, le commerce extérieur, et d'autres facteurs similaires. Les variables pertinentes varient en fonction du pays, de la région ou du secteur étudié. Il a été démontré que ce type de modèle est assez efficace pour anticiper la demande globale dans les économies émergentes.

Pour conclure, l'analyse du marché pétrolier révèle une volatilité extrême, en raison de facteurs structurels l'offre est contrôlée par l'OPEP+ et conjoncturels différentes crises sanitaires ou conflits armés. Les outils de prévision classiques sont efficaces mais se révèlent relativement inefficaces lorsqu'il s'agit d'anticiper ou d'adapter le marché pétrolier à des chocs exogènes. Ce manque de précision justifie l'utilisation des séries temporelles telles que l'ARIMA ou le SARIMA, capable de capturer à la fois la tendance et la saisonnalité comme discuté dans la section suivante.

Les séries temporelles offrent un cadre rigoureux pour analyser des données chronologiques comme les prix du pétrole. Cette section définit leurs composantes (tendance, saisonnalité, bruit) et présente les modèles de décomposition (additif/multiplicatif) via des outils comme le tableau de Buys-Ballot. Nous expliquons ensuite les modèles AR, MA, ARMA, et leurs extensions (ARIMA, SARIMA), ainsi que la méthodologie de Box-Jenkins (identification, estimation, validation). Ces concepts seront appliqués en partie pratique pour modéliser les cours pétroliers.

2.1 Définition d'une série chronologique

Une série chronologique (ou série temporelle) est une suite organisée de données chiffrées, observées à intervalles de temps réguliers. Chaque donnée est liée à un moment précis. Elle représente l'évolution d'un même phénomène dans le temps, comme les prix du pétrole sur plusieurs mois¹³.

L'analyse d'une série chronologique vise à comprendre les différents mouvements qui influencent son évolution au fil du temps. On considère généralement que toute série peut être décomposée en plusieurs composantes fondamentales.

- **Tendance**

La tendance représente la direction générale dans laquelle les données évoluent sur une longue période. Elle peut être croissante, décroissante ou stable.

- **Saisonnalité**

La saisonnalité se réfère à des modèles qui se répètent à intervalles réguliers. Elle reflète la présence d'un phénomène périodique qui se répète au long de la série temporelle.

- **Le cycle**

Tout comme le mouvement saisonnier, il s'agit d'un phénomène qui se répète dans le temps mais sur les durées plus longues et irrégulières.

- **Composante aléatoire ou résiduelle**

¹³DjifackZebaze, Duvérlér. Économétrie des séries temporelles univariées : Théorie et application sous Python, p.2. Disponible en ligne : <https://fr.scribd.com/document/668855300>

C'est la partie non systématique de la série, souvent due à des facteurs imprévisibles. Le résidu du modèle correspond à la partie de la série temporelle que la décomposition ne permet pas d'expliquer.¹⁴

2.2 Les modèles de décomposition d'une série chronologique

Le but de la décomposition d'une série chronologique est de distinguer dans l'évolution de la série, une tendance « générale », des variations saisonnières qui se répètent chaque année, et des variations accidentelles imprévisibles. La technique de décomposition d'une série chronologique repose sur un modèle qui l'autorise¹⁵.

- **Additif**

Dans un modèle additif, on suppose que les 3 composantes : tendance, variations saisonnières et variations accidentelles sont indépendantes les unes des autres.

- **Multiplicatif**

On suppose que les variations saisonnières et les variations accidentelles dépendent de la tendance

2.3 Choix du modèle de décomposition d'une série chronologique

Pour déterminer le type de modèle de décomposition (additif ou multiplicatif) le plus adapté à une série chronologique, il existe plusieurs approches, parmi lesquelles :

- **Les méthodes graphiques :**

La méthode de la bande : On fait un graphique représentant la série chronologique, puis on trace une droite passant respectivement par les minimas et par les maximas de chaque saison.

Si ces deux droites sont parallèles, nous sommes en présence d'un modèle additif, dans le cas contraire, c'est un modèle multiplicatif.¹⁶

¹⁴Henri, B. (2006-2007). Économétrie des séries temporelles [Support de cours]. Institut des Hautes Études Commerciales de Sousse, p.11. <https://fr.scribd.com/document/622590407> (25 mai 2025)

¹⁵El Yamani, R. (2021). *Analyse des séries chronologiques* [Support de cours]. Ministère de l'Éducation nationale, de la Formation professionnelle, de l'Enseignement supérieur et de la Recherche scientifique, Royaume du Maroc, p.19 et 20.

¹⁶ Bourbonnais, R., & Terraza, M. (1998). *Analyse des séries temporelles en économie*, p.25. Presses Universitaires de France.

- **La méthode analytique**, dite **méthode de Buys-Ballot**, qui sera utilisée dans le présent travail.¹⁷

La méthode de Buys-Ballot consiste à organiser les données sous forme d'un tableau croisé, dans lequel les lignes correspondent aux années et les colonnes au facteur saisonnier à analyser. Une fois ce tableau établi, les étapes suivantes sont réalisées :

1. **Calcul des moyennes et des écarts-types** pour chaque année individuellement ;
2. **Régression des écarts-types en fonction des moyennes annuelles** déjà calculées, selon la méthode des moindres carrés.

L'objectif est de déterminer s'il existe une relation significative entre la moyenne et la variabilité des données. Autrement dit, on cherche à savoir si l'écart-type dépend ou non du niveau moyen des observations. Pour cela, un test d'hypothèse est appliqué au coefficient de la régression.

Un test d'hypothèse est ensuite mené

- Hypothèse nulle (H_0) : il n'existe aucune relation significative entre l'écart-type et la moyenne (la variabilité est indépendante du niveau de la série).
- Hypothèse alternative (H_1) : il existe une relation significative entre l'écart-type et la moyenne (la variabilité dépend du niveau de la série).

L'interprétation repose sur la valeur p issue du test statistique :

- Si la valeur p est supérieure à 5 %, on accepte l'hypothèse nulle H_0 : la variabilité reste constante quel que soit le niveau de la série, ce qui correspond à un modèle additif.
- Si la valeur p est inférieure ou égale à 5 %, on rejette H_0 au profit de l'hypothèse alternative H_1 : la variabilité augmente avec le niveau de la série, ce qui indique un modèle multiplicatif.

2.4 Présentation des modèles de séries chronologiques

L'analyse des séries chronologiques repose sur l'étude de données observées à intervalles réguliers dans le temps. Ces modèles permettent d'identifier les structures internes d'une série

¹⁷El Yamani, R. (2021). Analyse des séries chronologiques [Support de cours]. Ministère de l'Éducation Nationale, de la Formation Professionnelle, de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique, Royaume du Maroc. Repéré à : <https://fr.scribd.com/document/622590407> (26 mai 2025)

afin d'en prévoir les évolutions futures. Les modèles ARMA, ARIMA et SARIMA sont les plus utilisés dans ce cadre, notamment pour les données économiques et financières.¹⁸

2.4.1 Stationnarité et dépendance temporelle

Avant toute modélisation d'une série chronologique, il convient de s'assurer de sa stationnarité. Une série stationnaire est une série dont la moyenne, la variance et la covariance ne dépendent pas du temps. La stationnarité est essentielle pour éviter les régressions fallacieuses : lorsque les variables ne sont pas stationnaires, les estimations obtenues par la méthode des moindres carrés deviennent biaisées et les tests statistiques classiques (Student, Fisher) perdent leur validité.

Une série X_t est dite stationnaire si :

- $E(X_t) = \mu$ (moyenne constante)
- $\text{Var}(X_t) = \sigma^2$ (variance constante)
- $\text{Cov}(X_t, X_{t+k}) = \gamma_k$ (covariance dépend uniquement de k)

On distingue principalement deux types de processus non stationnaires :

- Le processus TS (Trend Stationary) : $X_t = f(t) + \varepsilon_t$
- Le processus DS (DifferenceStationary) : $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$

Les tests de racine unitaire, comme ceux de Dickey-Fuller (DF) et Dickey-Fuller Augmenté (ADF), permettent de détecter la présence de non-stationnarité et de déterminer si la série peut être stationnarisée par différenciation.

2.4.2 L'autocorrélation et son rôle dans la modélisation

L'autocorrélation mesure la dépendance d'une série avec ses valeurs passées. Elle est représentée par deux fonctions :

- La fonction d'autocorrélation simple (ACF), qui mesure la corrélation entre Y_t et Y_{t-k} .

¹⁸ Touati, K. (2023). Économétrie et statistiques appliquées : Polycopié pédagogique. Université Abderrahmane Mira-Bejaïa, Faculté des Sciences Économiques, Commerciales et des Sciences de Gestion, p. 70.

- La fonction d'autocorrélation partielle (PACF), qui mesure la corrélation entre Y_t et Y_{t-k} en éliminant l'influence des retards intermédiaires.

Ces fonctions sont essentielles dans la phase d'identification des modèles ARMA/ARIMA. Leurs représentations graphiques (corrélogrammes) permettent de déterminer les ordres p et q des modèles.

2.4.3 Les modèles de base : AR, MA, ARMA

2.4.3.1 Modèle autorégressif (AR)

Le modèle AR suppose que la valeur actuelle de la série dépend linéairement de ses valeurs passées.

Le modèle AR(p) s'écrit :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

où ϕ_i sont les paramètres et ε_t un bruit blanc. Ce modèle suppose que la série est stationnaire. Il est utilisé lorsque l'autocorrélation est significative à court terme.

2.4.3.2 Modèle à moyenne mobile (MA)

Le modèle MA(q) s'écrit :

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Ce modèle est basé sur les erreurs passées, avec θ_j comme coefficients de moyenne mobile.

2.4.3.3 Le modèle ARMA(p, q)

Il combine les deux modèles précédents :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Ce modèle suppose que la série est stationnaire. Les ordres p et q sont déterminés par l'analyse des corrélogrammes ACF et PACF.

2.4.3.4 Le modèle ARIMA

Le modèle ARIMA (AutoRegressive Integrated MovingAverage) est une extension du modèle ARMA pour les séries non stationnaires. Il intègre une étape de différenciation : ARIMA(p, d, q), où :

- p : nombre de termes autorégressifs,
- d : degré de différenciation,
- q : nombre de termes de moyenne mobile.

2.4.3.5 Le modèle SARIMA

Le modèle SARIMA (SeasonalAutoRegressive Integrated MovingAverage) est une extension du modèle ARIMA qui intègre explicitement une composante saisonnière. Il est particulièrement adapté aux séries chronologiques qui présentent à la fois une structure de dépendance dans le temps (ARIMA) et des variations périodiques régulières (saisonnalité).¹⁹

La notation générale du modèle SARIMA est la suivante:

$SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$

Avec :

- **(p, d, q)** : paramètres de la composante non saisonnière :
 - p : ordre de l'autorégression (AR),
 - d : degré de différenciation,
 - q : ordre de la moyenne mobile (MA).
- **(P, D, Q)** : paramètres de la composante saisonnière :
 - P : ordre de l'auto-régression saisonnière (SAR),
 - D : degré de différenciation saisonnière,
 - Q : ordre de la moyenne mobile saisonnière (SMA).
- **s** : périodicité saisonnière (par exemple, $s = 12$ pour une série mensuelle avec une saisonnalité annuelle).

2.5 La méthode de Box et Jenkins pour la modélisation des séries chronologiques²⁰

La méthodologie développée par Box et Jenkins (1976) constitue une référence majeure pour la modélisation des séries chronologiques stationnaires. Elle vise à sélectionner, estimer et valider un modèle ARIMA (AutoRegressive Integrated MovingAverage) capable de représenter de manière fiable le comportement d'une série temporelle à partir de ses propres valeurs passées. Cette méthode repose sur une procédure structurée en trois étapes principales : identification, estimation, et validation.

¹⁹ Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/> (01 juin 2025)

²⁰Touati, K. (2023). Économétrie et statistiques appliquées : Polycopié pédagogique. Université Abderrahmane Mira-Bejaïa, Faculté des Sciences Économiques, Commerciales et des Sciences de Gestion, p.77.

2.5.1 Étape d'identification

Cette première étape consiste à déterminer la structure adéquate du modèle ARIMA, en identifiant les ordres ppp , ddd et qqq correspondant respectivement à la partie autorégressive (AR), au degré de différenciation (I) et à la moyenne mobile (MA).

L'analyse des fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF) oriente ensuite le choix du modèle :

- Une ACF tronquée et une PACF décroissante suggèrent un modèle $MA(q)$.
- Une PACF tronquée et une ACF décroissante indiquent un modèle $AR(p)$.
- Des ACF et PACF non tronquées pointent vers un modèle $ARMA(p, q)$.

2.5.2 Estimation des paramètres

Une fois la structure du modèle identifiée, les paramètres doivent être estimés. Pour un modèle $AR(p)$, des méthodes classiques comme les moindres carrés ou les équations de Yule-Walker sont utilisées. En revanche, l'estimation des modèles $MA(q)$ ou $ARMA$ nécessite des techniques numériques itératives, notamment par maximisation de la vraisemblance.

2.5.3 Validation du modèle

Cette étape consiste à évaluer la qualité du modèle estimé à travers plusieurs diagnostics :

- **Significativité des coefficients** (test de Student).
- **Analyse des résidus**, qui doivent se comporter comme un bruit blanc (absence d'autocorrélation, variance constante).

Les principaux tests utilisés sont :

- **Test de Durbin-Watson**, pour détecter une autocorrélation d'ordre 1.
- **Tests de Box-Pierce et Ljung-Box**, pour vérifier l'indépendance globale des résidus.
- **Test ARCH**, pour détecter une hétéroscédasticité conditionnelle.

Si les tests révèlent des anomalies (résidus autocorrélés ou non homoscedastiques), une nouvelle spécification du modèle doit être envisagée.

Section 2 : Les modèles de series temporelles

Les séries temporelles, en particulier les modèles SARIMA, s'avèrent adaptées pour modéliser des données non stationnaires et saisonnières comme les prix du pétrole. La méthode de Box-Jenkins, avec ses étapes rigoureuses, permet de sélectionner un modèle robuste. La partie pratique qui suit mettra en œuvre ces outils sur la série OILP (Brent 2015-2024), en vue de générer des prévisions pour 2025.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Notre cas pratique porte sur la mise en œuvre de la méthodologie Box-Jenkins pour la modélisation et prévision du prix mensuel du pétrole Brent (série « OILP », de janvier 2015 à décembre 2024). L'analyse se décompose en plusieurs étapes principales :

L'identification du modèle optimal provisoire.

- L'estimation des paramètres.
- Choix du modèle.
- Validation du modèle estimé.
- La prévision.

L'objectif final est de retenir le modèle conforme aux principes de la méthode Box and Jenkins, pour générer des prévisions mensuelles fiables pour l'année 2025.

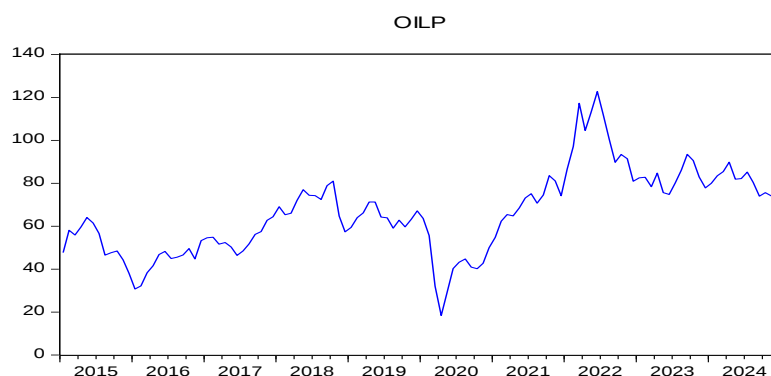
3.1 Étude de la série brute OILP

La série « OILP » représente l'évolution mensuelle du prix du pétrole (Brent) sur une période allant de janvier 2015 jusqu'à décembre 2024.

3.1.1 Analyse préliminaire de la série OILP

Pour avoir une idée globale sur la nature et les caractéristiques de la série (tendance, saisonnalité, etc.), il est nécessaire d'analyser le graphe représentant l'évolution de la série en question. Ainsi, à partir des données de la série, nous obtenons le graphique suivant :

Figure 2 : Représentation graphique de la série OILP



Source : Réalisé par nous-mêmes à partir des données du site internet Reuters/DGEC (https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/documents/dgec_cours_moyen_du_brent_date_en_dollar_baril_2000-2017.pdf) complété par les données du site INSEE (<https://www.insee.fr/fr/statistiques/serie/010002077>).

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

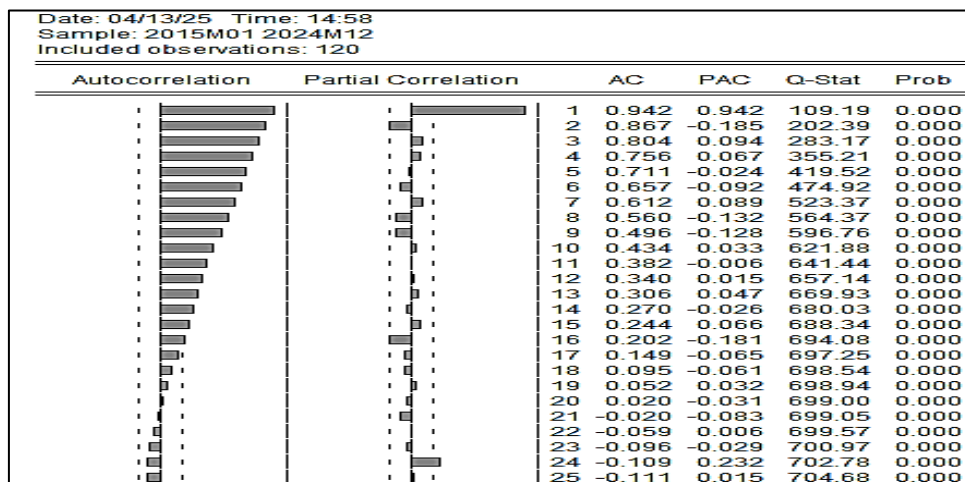
Le graphique de notre série OILP illustre les fluctuations des prix du pétrole entre 2015 et 2024. Nous observons une chute marquée entre 2015 et 2016, atteignant des niveaux historiquement bas autour de 30 dollars le baril, en raison de la surproduction et d'une demande atone. De 2017 à 2018, les prix repartent à la hausse, soutenus par des tensions géopolitiques et les efforts de l'OPEP. En 2020, une chute spectaculaire liée à la pandémie de Covid-19 fait plonger les prix à des niveaux sans précédent. Cette crise est suivie d'un rebond significatif en 2021 et surtout en 2022, où le prix dépasse les 100 dollars, notamment à cause de la guerre en Ukraine. Enfin, de 2023 à 2024, les prix se stabilisent entre 70 et 85 dollars, malgré une conjoncture mondiale incertaine.

La représentation graphique de la série OILP nous montre que la série semble être affectée d'une tendance.

3.1.2 Examen du corrélogramme de la série OILP

Une série chronologique est stationnaire si elle ne comporte ni tendance ni saisonnalité. Nous allons donc, à partir de l'étude du corrélogramme de notre série, essayer de montrer de quelle manière nous pouvons mettre en évidence ces deux composantes. L'analyse du corrélogramme simple et partiel de la série nous indique une non-stationnarité de cette dernière.

Figure 3 : Corrélogramme de la série OILP



Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Nous remarquons que les fonctions d'autocorrélation simple tendent lentement vers zéro, avec de nombreux pics sortant de l'intervalle de confiance, ce qui est caractéristique d'une série non stationnaire. Nous remarquons aussi un mouvement saisonnier, mais ces indicateurs ne sont pas

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

suffisants pour affirmer que la série est saisonnière. Il devient donc nécessaire de vérifier :

- Si notre série est affectée par un mouvement saisonnier. Pour ce faire, nous appliquerons le test de Fisher et la méthode du tableau de Buys et Ballot en utilisant le logiciel EVIEWS.
- La non-stationnarité de la série OILP en appliquant le test de Dickey-Fuller, afin d'identifier la nature du processus non stationnaire puis de le rendre stationnaire.

3.1.3 Test de Fisher pour la saisonnalité sur la série OILP

Ce test consiste à vérifier si les données suivent des variations régulières et répétitives chaque année. Dans le test de Fisher pour la saisonnalité, on a :

- Hypothèse nulle (H_0) : « Il n'y a pas de saisonnalité »
 - Hypothèse alternative (H_1) : « Il y a une saisonnalité significative ».
- Règle d'interprétation :
- Si $p\text{-value} < 0,05 \rightarrow$ on rejette $H_0 \rightarrow$ saisonnalité significative
 - Si $p\text{-value} \geq 0,05 \rightarrow$ on ne rejette pas $H_0 \rightarrow$ saisonnalité non significative.

Tableau 1 : Test de la saisonnalité de la série OILP

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(1)	62.88954	6.423734	9.790184	0.0000
@SEAS(2)	65.57675	6.423734	10.20851	0.0000
@SEAS(3)	65.64378	6.423734	10.21894	0.0000
@SEAS(4)	65.91225	6.423734	10.26074	0.0000
@SEAS(5)	67.79354	6.423734	10.55360	0.0000
@SEAS(6)	68.78261	6.423734	10.70757	0.0000
@SEAS(7)	68.37918	6.423734	10.64477	0.0000
@SEAS(8)	65.77232	6.423734	10.23895	0.0000
@SEAS(9)	66.47098	6.423734	10.34772	0.0000
@SEAS(10)	67.95210	6.423734	10.57829	0.0000
@SEAS(11)	65.18783	6.423734	10.14797	0.0000
@SEAS(12)	63.68660	6.423734	9.914264	0.0000
R-squared	0.008092	Mean dependent var	66.17062	
Adjusted R-squared	-0.092936	S.D. dependent var	19.43078	
S.E. of regression	20.31363	Akaike info criterion	8.955101	
Sum squared resid	44565.51	Schwarz criterion	9.233850	
Log likelihood	-525.3061	Hannan-Quinn criter.	9.068302	
Durbin-Watson stat	0.101558			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après les résultats, nous remarquons que la probabilité de toutes les variables est inférieure à 0,05. On rejette l'hypothèse nulle H_0 , ce qui signifie que notre série est affectée par un mouvement saisonnier.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

3.1.4 Méthode du tableau de Buys et Ballot

On calcule, pour chacune des années, la moyenne et l'écart type. On estime ensuite la relation entre l'écart type et la moyenne.

- Si l'écart type est indépendant de la moyenne, le modèle est additif.
- Si l'écart type dépend de la moyenne, le modèle est multiplicatif.

Tableau 2 : Calcul de la moyenne et de l'écart type

Années	MOY	ECARTYPE
2015	52.35636	7.967924
2016	43.54134	6.778686
2017	54.25241	5.371328
2018	71.04884	6.807904
2019	64.34354	4.096197
2020	41.75292	11.87073
2021	70.67605	8.069514
2022	100.7598	13.20261
2023	82.48333	5.690636
2024	80.49167	5.211954

Source : Synthèse des Outputs du logiciel EVIEWS 9

Tableau 3 : Régression de l'écart type en fonction de la moyenne

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.062671	3.765986	1.609850	0.1461
MOY	0.021824	0.054967	0.397033	0.7017
R-squared	0.019324	Mean dependent var		7.506748
Adjusted R-squared	-0.103261	S.D. dependent var		2.939978
S.E. of regression	3.088042	Akaike info criterion		5.269808
Sum squared resid	76.28804	Schwarz criterion		5.330325
Log likelihood	-24.34904	Hannan-Quinn criter.		5.203421
F-statistic	0.157635	Durbin-Watson stat		2.231504
Prob(F-statistic)	0.701725			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après le tableau N° 3, nous remarquons que la probabilité associée au coefficient de la variable MOY est supérieure à la valeur critique au seuil de 5 %. L'écart type est indépendant de la moyenne. Le modèle est donc additif.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Après avoir confirmé que notre série est saisonnière, on passe à la vérification de la stationnarité.

3.1.5 Test de Dickey-Fuller sur la série OILP

Ce test, basé sur trois modèles, a un double objectif :

- Vérifier la stationnarité d'une série.
- Donner une idée sur la structure de la série.

Modèle 03 (modèle avec constante et tendance).

Tableau 4 : Estimation du Modèle 03

Null Hypothesis: OILP has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.019443	0.1313
Test critical values:	1% level		-4.035648	
	5% level		-3.447383	
	10% level		-3.148761	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(OILP) Method: Least Squares Date: 05/02/25 Time: 13:38 Sample (adjusted): 2015M03 2025M03 Included observations: 121 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
OILP(-1)	-0.116248	0.038500	-3.019443	0.0031
D(OILP(-1))	0.257790	0.088656	2.907739	0.0044
C	5.192159	2.025159	2.563827	0.0116
@TREND("2015M01")	0.041954	0.020964	2.001179	0.0477
R-squared	0.109330	Mean dependent var		0.120946
Adjusted R-squared	0.086492	S.D. dependent var		6.289639
S.E. of regression	6.011486	Akaike info criterion		6.457720
Sum squared resid	4228.142	Schwarz criterion		6.550143
Log likelihood	-386.6921	Hannan-Quinn criter.		6.495257
F-statistic	4.787248	Durbin-Watson stat		1.919753
Prob(F-statistic)	0.003498			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Modèle 3 (modèle avec constante et tendance) :

Les résultats du test montrent que la tendance présente une t-statistique de 2,00, inférieure à la valeur critique de 3,14 au seuil de 5 %. On accepte l'hypothèse H_0 . La tendance est non significative, on passe à l'estimation du modèle 2 pour tester la significativité de la constante.

Modèle 02 (modèle avec constante uniquement) :

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Tableau 5 : Estimation du modèle 2

Null Hypothesis: OILP has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.232819	0.1959
Test critical values:				
	1% level		-3.485115	
	5% level		-2.885450	
	10% level		-2.579598	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(OILP)				
Method: Least Squares				
Date: 05/02/25 Time: 14:02				
Sample (adjusted): 2015M03 2025M03				
Included observations: 121 after adjustments				
	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic
	OILP(-1)	-0.064983	0.029104	-2.232819
	D(OILP(-1))	0.228521	0.088548	2.580755
	C	4.390477	2.010257	2.184038
				Prob.
	R-squared	0.078844	Mean dependent var	0.120946
	Adjusted R-squared	0.063231	S.D. dependent var	6.289639
	S.E. of regression	6.087543	Akaike info criterion	6.474847
	Sum squared resid	4372.865	Schwarz criterion	6.544164
	Log likelihood	-388.7282	Hannan-Quinn criter.	6.502999
	F-statistic	5.049923	Durbin-Watson stat	1.906254
	Prob(F-statistic)	0.007864		

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Modèle 2 (modèle avec constante uniquement) :

La t-statistique de la constante est de 2,18, ce qui est inférieur à la valeur critique de 2,54 au seuil de 5 %. Par conséquent, la constante n'est pas significative, et on passe à l'estimation du modèle 1 pour tester la stationnarité de la série.

Modèle 01 (modèle sans constante ni tendance) : les résultats d'estimation sont illustrés dans le tableau ci-après.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Tableau 6 : Estimation du modèle 01

Null Hypothesis: OILP has a unit root Exogenous: None Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-0.190654	0.6156
Test critical values:				
1% level			-2.584055	
5% level			-1.943471	
10% level			-1.614984	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(OILP) Method: Least Squares Date: 05/02/25 Time: 14:03 Sample (adjusted): 2015M02 2025M03 Included observations: 122 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
OILP(-1)	-0.001583	0.008301	-0.190654	0.8491
R-squared	-0.000757	Mean dependent var		0.205098
Adjusted R-squared	-0.000757	S.D. dependent var		6.332184
S.E. of regression	6.334580	Akaike info criterion		6.538087
Sum squared resid	4855.356	Schwarz criterion		6.561071
Log likelihood	-397.8233	Hannan-Quinn criter.		6.547422
Durbin-Watson stat	1.578305			

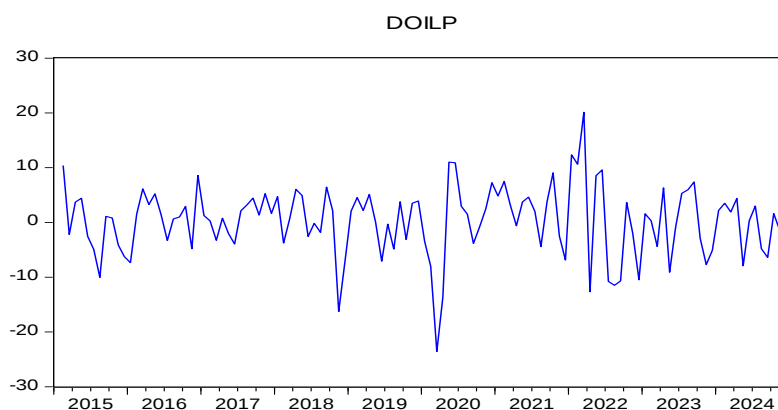
Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Modèle 1 (modèle sans constante ni tendance) : on remarque que la statistique du modèle ADF, -0,19, est supérieure à la valeur critique au seuil de 5 %. Donc, la série OILP est non stationnaire. La meilleure façon de la rendre stationnaire est de la différencier une nouvelle fois. La nouvelle série sera nommée DOILP.

3.2 Etude de la série différenciée DOILP

La représentation graphique de la série différenciée DOILP est donnée par cette figure.

Figure 4 : Représentation graphique de la série DOILP



Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Nous remarquons que l'effet de la tendance a été absorbé, la série semble stationnaire. Nous allons vérifier cela en appliquant de nouveau le test de Dickey-Fuller.

3.2.1 Test de Dickey-Fuller sur la série « DOILP »

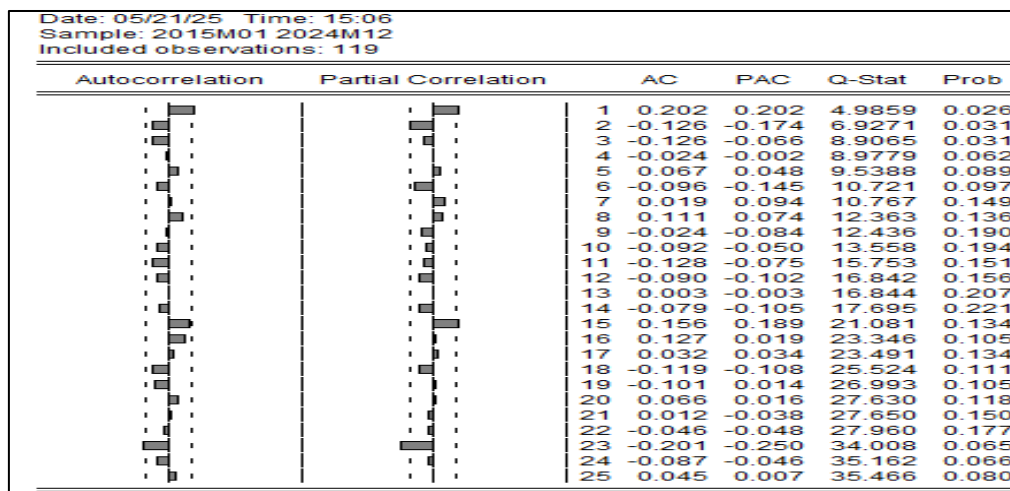
Tableau 7: Estimation du modèle 01

Null Hypothesis: D(DOILP) has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-9.926167	0.0000
Test critical values:				
1% level			-2.584877	
5% level			-1.943587	
10% level			-1.614912	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(DOILP,2)				
Method: Least Squares				
Date: 05/02/25 Time: 14:37				
Sample (adjusted): 2015M07 2025M03				
Included observations: 117 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DOILP(-1))	-2.765351	0.278592	-9.926167	0.0000
D(DOILP(-1),2)	1.223010	0.224113	5.457116	0.0000
D(DOILP(-2),2)	0.678498	0.158177	4.289478	0.0000
D(DOILP(-3),2)	0.261583	0.089839	2.911686	0.0043
R-squared	0.727624	Mean dependent var		0.069374
Adjusted R-squared	0.720393	S.D. dependent var		12.84270
S.E. of regression	6.790953	Akaike info criterion		6.702650
Sum squared resid	5211.226	Schwarz criterion		6.797083
Log likelihood	-388.1050	Hannan-Quinn criter.		6.740988
Durbin-Watson stat	2.037102			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Modèle 3 (modèle sans constante ni tendance) : on remarque que la statistique du modèle ADF, -9,92, est inférieure à la valeur critique au seuil de 5 %. Donc, la série DOILP est stationnaire. Après avoir rendu la série OILP stationnaire en la différenciant une fois, nous pouvons passer à l'identification des modèles.

Figure 5 : corrélogramme de la série DOILP



Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

3.2.2 Identification du modèle optimal provisoire

Cette phase consiste à déterminer les modèles adéquats dans la famille ARIMA. Elle est fondée sur l'étude des corrélogrammes simples et partiels de la série étudiée (éventuellement stationnaire).

Sur la base du diagramme de corrélation ci-dessus, la valeur p est déterminée à partir du PACF, et q à partir de l'ACF. On sait qu'en ACF il y a un premier retard ($q = 1$), et en PACF un premier et un deuxième retard ($p = 1$).

On remarque aussi des pics sortant de l'intervalle de confiance après le lag 11 (sachant que tout pic sortant après le lag 11 ne sera pas intégré ni estimé avec le modèle ARIMA), ce qui peut se justifier par la saisonnalité de notre série OILP. Donc, la méthode adéquate pour estimer les autres modèles sera le SARIMA. Sur la base de ces informations, on a retenu : **AR(1), AR(2), MA(1), ARIMA (1.1.1), ARIMA (2.1.1), ARIMA (2.1.0).**

3.2.3 Estimation des paramètres des modèles

La phase d'estimation est la plus « mécanique » de la démarche, où il s'agit d'estimer les paramètres des modèles sélectionnés à l'étape d'identification.

Pour qu'un modèle soit adéquat, il faut vérifier que :

- $|t_{\text{stat}}| > 1,94$ pour chaque coefficient dans le modèle
- La probabilité de chaque coefficient est inférieure à 0,05.

Nous utiliserons le logiciel EVIEWS pour effectuer l'estimation des paramètres de chaque modèle.

Estimation de paramètres AR (1) :

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Tableau 8 : Modèle AR (1)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.240062	0.737439	0.325534	0.7454
AR(1)	0.204873	0.061441	3.334463	0.0011
SIGMASQ	38.64473	4.092461	9.442906	0.0000
R-squared	0.041765	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.025244	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.296361	Akaike info criterion		6.543068
Sum squared resid	4598.722	Schwarz criterion		6.613130
Log likelihood	-386.3125	Hannan-Quinn criter.		6.571518
F-statistic	2.527956	Durbin-Watson stat		1.912313
Prob(F-statistic)	0.084212			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Nous avons la t de Student (3,33) qui est supérieure à la valeur critique de 1,94, et la probabilité (0,001) est inférieure au seuil de 0,05. Donc, le coefficient de l'AR (1) est significativement différent de zéro. On accepte le modèle.

Estimation des paramètres AR (2) :

Tableau 9 : Modèle AR (2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.214052	0.540862	0.395761	0.6930
AR(2)	-0.126439	0.078299	-1.614823	0.1091
SIGMASQ	39.67782	4.148959	9.563318	0.0000
R-squared	0.016149	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	-0.000814	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.379966	Akaike info criterion		6.569360
Sum squared resid	4721.660	Schwarz criterion		6.639422
Log likelihood	-387.8769	Hannan-Quinn criter.		6.597810
F-statistic	0.951988	Durbin-Watson stat		1.541288
Prob(F-statistic)	0.388968			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Le coefficient autorégressif AR (2) n'est pas significativement différent de zéro. La t-statistique (1,61) est inférieure à 1,94, et la probabilité associée au coefficient est supérieure à la valeur critique de 0,05 au seuil de 5 %. On rejette ce modèle.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Estimation du coefficient moyen mobile MA (1) :

Tableau 10 : modèle MA (1)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.244043	0.738459	0.330477	0.7416
MA(1)	0.266458	0.067425	3.951932	0.0001
SIGMASQ	38.06929	3.965799	9.599401	0.0000
R-squared	0.056034	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.039758	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.249307	Akaike info criterion		6.528324
Sum squared resid	4530.246	Schwarz criterion		6.598386
Log likelihood	-385.4353	Hannan-Quinn criter.		6.556774
F-statistic	3.442862	Durbin-Watson stat		2.028484
Prob(F-statistic)	0.035276			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Le coefficient moyen mobile MA (1) est significativement différent de zéro dans la mesure où la t-statistique (3,95) est supérieure à la valeur critique de 1,94 et sa probabilité (0,0001) est inférieure au seuil de 0,05. On accepte le modèle.

Estimation des paramètres ARIMA (1.1.1) :

Tableau 11 : modèle ARIMA (1.1.1)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.240231	0.711852	0.337473	0.7364
AR(1)	-0.266427	0.241912	-1.101338	0.2730
MA(1)	0.513093	0.222215	2.308993	0.0227
SIGMASQ	37.87824	3.901772	9.707957	0.0000
R-squared	0.060771	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.036269	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.260650	Akaike info criterion		6.540196
Sum squared resid	4507.510	Schwarz criterion		6.633612
Log likelihood	-385.1417	Hannan-Quinn criter.		6.578130
F-statistic	2.480281	Durbin-Watson stat		1.997376
Prob(F-statistic)	0.064598			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après notre modèle, l'autorégressif AR (1) présente une t-statistique de 1,10, inférieure à la valeur critique de 1,94, et sa probabilité (0,27) est supérieure au seuil de 0,05. Donc, AR (1)

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

n'est pas significativement différent de zéro. On rejette ce modèle.

Estimation des paramètres ARIMA (2.1.1) :

Tableau 12 : modèle ARIMA (2.1.1) de la série stationnaire DOILP

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.234702	0.664741	0.353073	0.7247
AR(2)	-0.109983	0.071102	-1.546834	0.1247
MA(1)	0.231341	0.065852	3.513049	0.0006
SIGMASQ	37.65087	3.934640	9.569078	0.0000
R-squared	0.066409	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.042054	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.241832	Akaike info criterion		6.534226
Sum squared resid	4480.454	Schwarz criterion		6.627641
Log likelihood	-384.7864	Hannan-Quinn criter.		6.572159
F-statistic	2.726746	Durbin-Watson stat		1.982009
Prob(F-statistic)	0.047344			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Le modèle ARIMA (2.1.1) sera rejeté. Le coefficient autorégressif AR(2) n'est pas significativement différent de zéro, avec une t-statistique de 1,54 inférieure à la valeur critique de 1,94, et une probabilité de 0,12 supérieure au seuil de 0,05.

Estimation des paramètres ARIMA (2.1.0) :

Tableau 13 : modèle ARIMA (2.1.0) de la série stationnaire DOILP

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.231565	0.642912	0.360182	0.7194
AR(1)	0.242725	0.065486	3.706533	0.0003
AR(2)	-0.177445	0.074857	-2.370448	0.0194
SIGMASQ	37.41932	3.875033	9.656518	0.0000
R-squared	0.072150	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.047945	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.222609	Akaike info criterion		6.528194
Sum squared resid	4452.899	Schwarz criterion		6.621610
Log likelihood	-384.4275	Hannan-Quinn criter.		6.566127
F-statistic	2.980827	Durbin-Watson stat		2.009044
Prob(F-statistic)	0.034342			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

D'après les résultats du tableau, on remarque que les deux coefficients autorégressifs AR(1) et AR(2) présentent des t-statistiques supérieures à 1,94 avec des probabilités inférieures au seuil de 0,05. Ces résultats nous permettent de confirmer que le modèle est accepté.

3.2.4 Choix du modèle

Pour déterminer la meilleure spécification, des tests supplémentaires doivent être utilisés. Nous introduisons ainsi les critères du pouvoir prédictif portant sur la qualité de l'information et du modèle.

On retient le modèle présentant les valeurs d'AIC et de SC les plus faibles, ainsi que le R^2 le plus élevé.

Tableau 14 : choix du meilleur modèle de la série stationnaire DOILP

Le modèle	R^2	SC	AIC
AR (1)	0.0417	6.6131	6.5430
MA (1)	0.0560	6.5983	6.5283
ARIMA (2.1.0)	0.0721	6.6216	6.5281

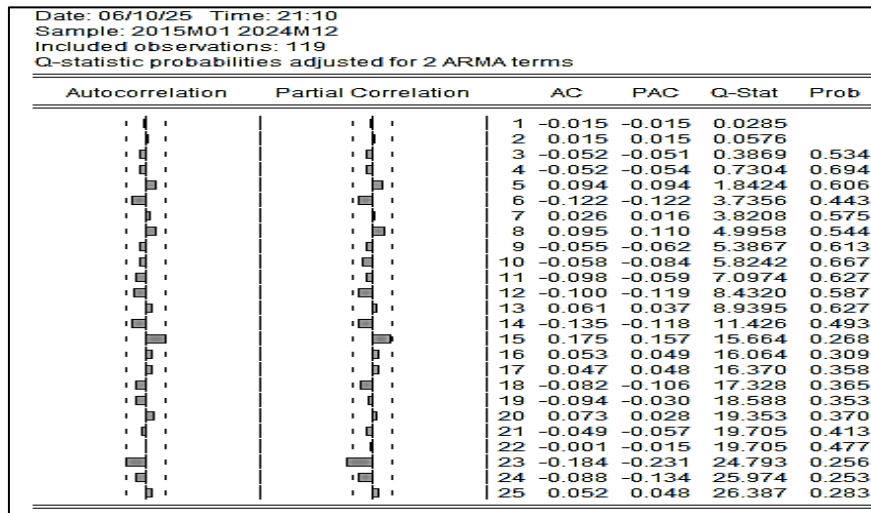
Source : Synthèse des Outputs du logiciel EVIEWS 9

Suivant le critère du pouvoir prédictif et les critères d'information mentionnés dans le tableau ci-dessus, le modèle choisi est ARIMA (2.1.0).

Maintenant, pour que notre modèle soit validé pour la provision, il s'agira avant tout de vérifier que les résidus forment bien un bruit blanc.

Les résultats sont illustrés dans la figure ci-après, présentant le corrélogramme des résidus du modèle ARIMA (2.1.0).

Figure 6 : corrélogramme des résidus du modèle ARIMA (2.1.0)



Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

EvIEWS fournit les résultats des fonctions d'autocorrélation simple (colonne AC) et partielle (colonne PAC), avec les corrélogrammes respectifs. Les bornes de l'intervalle de confiance sont représentées par des pointillés horizontaux ; chaque terme qui sort de cet intervalle est donc significativement différent de zéro au seuil de 5 %. L'analyse du corrélogramme des résidus montre qu'il y a des termes qui sortent de l'intervalle de confiance, précisément aux pics 15 et 23. Par conséquent, les résidus ne forment pas un bruit blanc, et ce modèle ne sera pas retenu.

Des modèles de la famille SARIMA seront donc identifiés et estimés, puisque tous les modèles ARIMA n'ont pas été validés.

Les modèles identifiés sont SARIMA (1,1,0)(2,0,0)₁₅, SARIMA (1,1,0)(1,0,1)₂₃, SARIMA (0,1,1)(0,0,2)₂₃, SARIMA (2,1,0)(0,0,2)₂₃, SARIMA (1,1,0)(2,0,0)₂₃, SARIMA (0,1,1)(1,0,1)₂₃.

3.3 Passage à la modélisation SARIMA

3.3.1 Identification des modèles

Les modèles identifiés sont SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₂₃, SARIMA (0,1,1) (0,0,2)₂₃, SARIMA (2,1,0) (0,0,2)₂₃, SARIMA (1,1,0) (2,0,0)₂₃, SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₂₃,

3.3.2 Estimation des modèles SARIMA

Les résultats du modèle SARIMA (1.1.0) (1.0.1)₂₃ sont illustrés dans le tableau N°15.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Tableau 15 : Estimation du modèle SARIMA (1.1.0) (1.0.1) ²³

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.194814	0.697085	0.279469	0.7804
AR(1)	0.190858	0.074730	2.553970	0.0120
SAR(15)	0.225839	0.099465	2.270550	0.0251
SMA(23)	-0.262634	0.108560	-2.419247	0.0171
SIGMASQ	34.72130	4.844334	7.167405	0.0000
R-squared	0.139050	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.108842	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.020313	Akaike info criterion		6.489988
Sum squared resid	4131.835	Schwarz criterion		6.606758
Log likelihood	-381.1543	Hannan-Quinn criter.		6.537405
F-statistic	4.602981	Durbin-Watson stat		1.917312
Prob(F-statistic)	0.001755			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après la figure, nous remarquons que les coefficients AR(1), SAR(15) et SMA(23) présentent des t-statistiques supérieures à 1,94 (respectivement 2,55, 2,27 et 2,41) avec des probabilités inférieures au seuil de 0,05. Ces résultats nous permettent de confirmer que le modèle est accepté.

Pour le **modèle SARIMA (0.1.1) (0.0.2) ²³** les résultats sont illustrés dans le tableau N°16.

Tableau 16 : Estimation du modèle SARIMA (0.1.1) (0.0.2) ²³

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.215904	0.718208	0.300614	0.7643
MA(1)	0.245637	0.074158	3.312330	0.0012
SMA(15)	0.218297	0.098571	2.214607	0.0288
SMA(23)	-0.240081	0.106544	-2.253355	0.0261
SIGMASQ	34.37424	4.503017	7.633601	0.0000
R-squared	0.147656	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.117749	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	5.990148	Akaike info criterion		6.477410
Sum squared resid	4090.534	Schwarz criterion		6.594180
Log likelihood	-380.4654	Hannan-Quinn criter.		6.525827
F-statistic	4.937211	Durbin-Watson stat		2.022433
Prob(F-statistic)	0.001045			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après la figure, nous remarquons que les coefficients MA(1), SMA(15) et SMA(23) présentent des t-Statistiques supérieures à 1.94 (respectivement 3.31, 2.21 et 2.25) avec des probabilités inférieures au seuil de 0.05. Ces résultats nous permettent de confirmer que le modèle est accepté.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Modèle SARIMA (2.1.0) (0.0.2) ²³

Tableau 17 : Estimation du modèle SARIMA (2.1.0) (0.0.2) ²³

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.210717	0.620838	0.339408	0.7349
AR(1)	0.223784	0.074174	3.017017	0.0032
AR(2)	-0.167583	0.084735	-1.977733	0.0504
MA(15)	0.215531	0.102154	2.109851	0.0371
MA(23)	-0.233065	0.107528	-2.167484	0.0323
SIGMASQ	33.85837	4.468564	7.577014	0.0000
R-squared	0.160448	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.123299	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	5.971278	Akaike info criterion		6.479436
Sum squared resid	4029.146	Schwarz criterion		6.619559
Log likelihood	-379.5264	Hannan-Quinn criter.		6.536335
F-statistic	4.319108	Durbin-Watson stat		2.002785
Prob(F-statistic)	0.001239			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Les coefficients AR(1), SMA(15) et SMA(23) sont statistiquement significatifs en mesure de t-statistique supérieure à la valeur critique de 1.94, la probabilité est inférieure à la valeur critique au seuil de 0.05. Seul le coefficient AR(2) qui est non significatif (la probabilité est supérieure à 0.05). Le modèle est donc rejeté.

Modèle SARIMA (1.1.0) (2.0.0) ²³

Tableau 18 : Estimation du modèle SARIMA (1.1.0) (2.0.0) ²⁵

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.206515	0.710875	0.290508	0.7720
AR(1)	0.195723	0.073301	2.670131	0.0087
SAR(15)	0.197440	0.095743	2.062187	0.0415
SAR(23)	-0.226848	0.104260	-2.175798	0.0316
SIGMASQ	35.18150	4.871452	7.221974	0.0000
R-squared	0.127639	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.097030	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.060079	Akaike info criterion		6.498724
Sum squared resid	4186.599	Schwarz criterion		6.615494
Log likelihood	-381.6741	Hannan-Quinn criter.		6.546140
F-statistic	4.169969	Durbin-Watson stat		1.909869
Prob(F-statistic)	0.003447			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

D'après les résultats de la figure, on a la t-statistique de chaque coefficient est supérieure à la valeur critique 1.94 et la probabilité est inférieure à la valeur critique 0.05. Les coefficients sont significatifs. Le modèle est accepté.

Modèle SARIMA (0.1.1) (1.0.1) ²³

Tableau 19 : Estimation du modèle SARIMA (0.1.1) (1.0.1) ²³

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.198136	0.724535	0.273467	0.7850
SAR(15)	0.228053	0.102756	2.219363	0.0284
MA(1)	0.248791	0.075428	3.298376	0.0013
SMA(23)	-0.249648	0.108223	-2.306800	0.0229
SIGMASQ	34.32766	4.676044	7.341175	0.0000
R-squared	0.148811	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.118945	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	5.986089	Akaike info criterion		6.477569
Sum squared resid	4084.992	Schwarz criterion		6.594339
Log likelihood	-380.4154	Hannan-Quinn criter.		6.524985
F-statistic	4.982579	Durbin-Watson stat		2.023233
Prob(F-statistic)	0.000974			

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après les résultats, les coefficients répondent aux critères de significativité statistique. Le modèle est donc accepté.

Modèle SARIMA (1.1.1) (2.0.2) ²³.

Tableau 20 : Estimation du modèle SARIMA (1.1.1) (2.0.2) ²³

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.198987	0.699579	0.284438	0.7766
AR(1)	-0.284004	0.287756	-0.986961	0.3258
SAR(15)	0.155466	0.519797	0.299090	0.7654
SAR(23)	0.040796	0.563562	0.072389	0.9424
MA(1)	0.514146	0.255181	2.014829	0.0463
SMA(15)	0.081325	0.525297	0.154818	0.8772
SMA(23)	-0.281192	0.582094	-0.483070	0.6300
SIGMASQ	34.11440	4.663278	7.315541	0.0000
R-squared	0.154099	Mean dependent var		0.219260
Adjusted R-squared	0.100754	S.D. dependent var		6.377370
S.E. of regression	6.047569	Akaike info criterion		6.521853
Sum squared resid	4059.613	Schwarz criterion		6.708685
Log likelihood	-380.0502	Hannan-Quinn criter.		6.597719
F-statistic	2.888721	Durbin-Watson stat		1.995729
Prob(F-statistic)	0.008231			

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

D'après le tableau, nous remarquons que la t-statistique de tous les coefficients sauf MA(1), est inférieure à 1.94 et leur probabilité est supérieure à la valeur critique 0.05. Le modèle est donc rejeté.

3.3.3 Choix du modèle :

Tableau 21 : Choix de meilleure modèle SARIMA de la série stationnaire DOILP

Modèle	R ²	SC	AIC
(1.1.0) (1.0.1) ₂₃	0.139050	6.606758	6.489988
(0.1.1) (0.0.2)₂₃	0.147656	6.594180	6.477410
(1.1.0) (2.0.0) ₂₃	0.1276515	6.615494	6.498724
(0.1.1) (1.0.1) ₂₃	0.148811	6.594339	6.477569

Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Suivant le critère du pouvoir prédictif et les critères d'informations mentionnés dans le tableau N°14 auparavant, le modèle choisi est SARIMA (0.1.1) (0.0.2)₂₃.

Maintenant pour que notre modèle soit validée pour le provisionnement, il s'agira avant tout de vérifier que les résidus forment bien un bruit blanc.

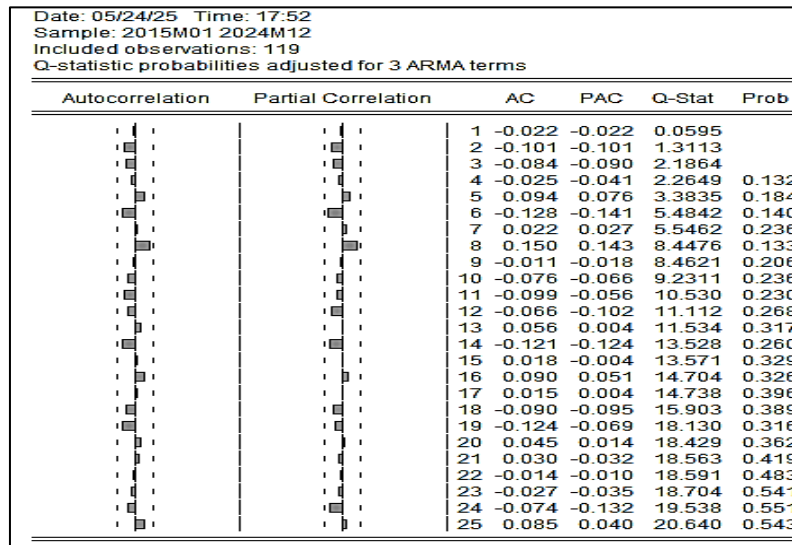
3.3.4 Validation du modèle

Avant de faire des prévisions, il est nécessaire de tester d'abord les hypothèses.

Test d'hypothèse classique

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

Figure 7 : Choix de meilleure modèle SARIMA de la série stationnaire DOILP

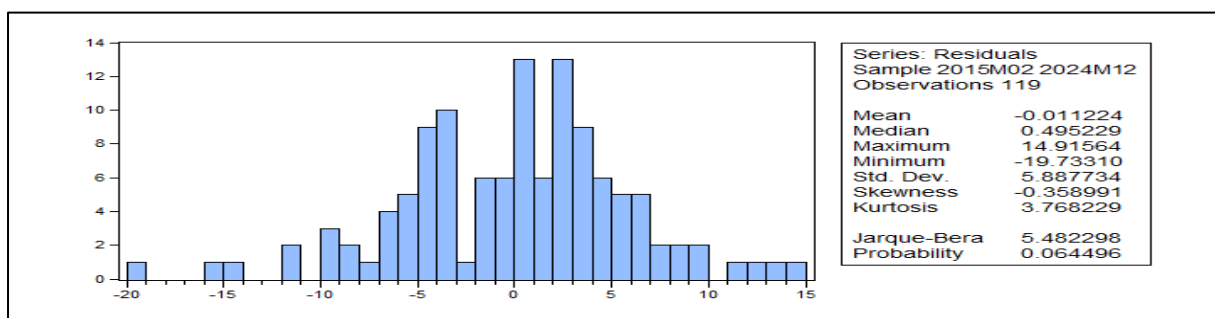


Source : Outputs du logiciel EViews 9

L'analyse du corrélogramme des résidus montre que tous les termes sont à l'intérieur de l'intervalle de confiance; les résidus forment donc un bruit blanc. Ceci est confirmé par la statistique de Ljung-Box (Q- stat) fournie directement par EViews.

Test de normalité résiduelle

Figure 8 :Histogramme et statistique modèle SARIMA (0.1.1) (0.0.2) série DOILP



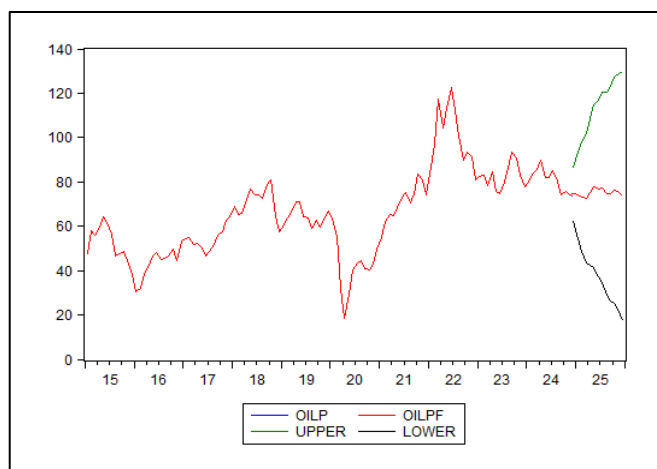
Source : Outputs du logiciel EViews 9

L'hypothèse de normalité est acceptée, ceci est confirmé par la probabilité de Jarque- Bera, en effet : $JB = 0.06 > 0.05$. Cet élément nous permet d'accepter l'hypothèse de normalité et de conclure que les résidus suivent bien une distribution normale, formant ainsi un bruit blanc gaussien. La validation du modèle SARIMA (0.1.1) (0.0.2) ²³ étant ainsi confirmée, nous pouvons désormais procéder à la phase de prévision en toute fiabilité.

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

3.3.5 La prévision pour l'année 2025

Figure 9 : présentation graphique de la prévision de l'année 2025



Source : Outputs du logiciel EVIEWS 9

Tableau 22 : prévision du prix de pétrole pour l'année 2025

mois	Prévision
Janvier	73.94 \$
Février	73.35\$
Mars	72.67\$
Avril	75.45\$
Mai	78.02\$
Juin	76.90\$
Juillet	77.49\$
Aout	74.56\$
Septembre	74.79\$
Octobre	76.41\$
Novembre	75.08\$
décembre	73.57\$

D'après les données du tableau et le graph nous remarquons que les prix débutent autour de 74\$ en janvier, avec des petites variations mensuelles. Ils montent jusqu'à 78\$ en mai avant de redescendre doucement. L'été (juillet-août) montre une légère baisse, puis une stabilisation en

Section 3 : Mise en œuvre de la méthode de Box-Jenkins pour la prévision du prix du pétrole

automne. En décembre, les prix retournent à 73,57\$, proches du niveau de janvier. Le graphique confirme cette tendance stable sans gros changements.

Conclusion

Au terme de cette étude sur la modélisation des séries chronologiques, par l'utilisation la méthode de Box-Jenkins, nous avons utilisé volontairement une approche pragmatique de Box Jenkins généralisé par les processus ARIMA et SARIMA. L'hypothèse de stationnarité est fondamentale dans la modélisation d'une série temporelle. Elle s'avère être un outil puissant et performant pour faire de la prévision. Le but de notre étude est de trouver le meilleur modèle pour prédire le prix de pétrole pour l'année 2025, les résultats de l'analyse de notre série montre que le modèle approprié pour cette étude est SARIMA (0,1,1) (0,0,2)²³. Finalement, nous obtenons les résultats de prévision de prix du pétrole (janvier 2025 – décembre 2025).

Conclusion générale

Ce travail a porté sur la **modélisation et la prévision du prix du pétrole** à l'aide des modèles de séries temporelles, plus précisément les modèles ARIMA et SARIMA construits selon la méthode de Box-Jenkins. La problématique posée s'articulait autour de la capacité de ces modèles à capter les dynamiques du marché pétrolier, caractérisé par une forte volatilité.

La méthodologie utilisée s'est appuyée sur une approche mixte : une revue théorique des modèles statistiques et une application empirique sur une série mensuelle couvrant dix années. Le processus de modélisation a suivi les étapes classiques : test de stationnarité, identification du modèle, estimation des paramètres, validation des résidus et prévision à court terme.

Les résultats montrent que :

- Le modèle ARIMA est capable de modéliser correctement la tendance globale du prix du pétrole.
- L'intégration de la saisonnalité à travers le SARIMA permet d'améliorer la précision des prévisions, notamment en captant les variations périodiques récurrentes.
- Malgré une certaine efficacité, ces modèles restent limités en cas de chocs soudains (ex. COVID-19, guerre en Ukraine), confirmant les critiques sur leur sensibilité aux événements exogènes non anticipés.

Parmi les **limites** de cette recherche, on peut citer :

- L'absence de variables explicatives (offre, demande, taux de change, etc.) qui auraient pu enrichir l'analyse.
- La difficulté à prédire des événements exogènes rares mais à fort impact.
- Le choix d'un seul modèle univarié, alors que des approches multivariées ou hybrides pourraient offrir de meilleures performances.

Pour élargir cette recherche, plusieurs **pistes peuvent être explorées** :

- Intégrer des modèles hybrides combinant séries temporelles et intelligence artificielle (par exemple, ARIMA-ANN ou LSTM).
- Étudier des modèles multivariés intégrant des variables macroéconomiques ou géopolitiques.

Conclusion générale

- Appliquer des modèles de volatilité (GARCH) en complément des modèles ARIMA pour mieux gérer les sauts brutaux.

En somme, ce mémoire montre l'intérêt des séries temporelles dans l'analyse du prix du pétrole, tout en soulignant la nécessité d'approches plus complexes pour répondre à la nature imprévisible de ce marché.

Bibliographie

1. Babusiaux, D. & Bauquis, P.-R. (2017). Le pétrole : quelles réserves, quelles productions et à quel prix ? Dunod, Paris.
2. BP Superfioul. (s.d.). Les acteurs du marché du pétrole. <https://bpsuperfioul.fr/acteurs-marche-petrole/> (Consulté le 26 mai 2025).
3. Bourbonnais, R., & Terraza, M. (1998). Analyse des séries temporelles en économie. Presses Universitaires de France, Paris.
4. Carron & Cie. (2023, 21 septembre). Les acteurs incontournables du marché du pétrole. <https://www.carron-cie.fr/particuliers/les-acteurs-incontournables-du-marche-du-petrole/> (Consulté les 26 et 28 mai 2025).
5. Connaissance des Énergies. (s.d.). Qu'est-ce que l'OPEP+ ? <https://www.connaissancedesenergies.org/questions-et-reponses-energies/opec-plus> (Consulté le 28 mai 2025).
6. Djifack Zebaze, Duvérlier. Économétrie des séries temporelles univariées : Théorie et application sous Python. <https://fr.scribd.com/document/668855300> (Consulté le 25 mai 2025).
7. El Yamani, R. (2021). Analyse des séries chronologiques [Support de cours]. Ministère de l'Éducation nationale, de la Formation professionnelle, de l'Enseignement supérieur et de la Recherche scientifique, Royaume du Maroc. <https://fr.scribd.com/document/622590407> (Consulté le 26 mai 2025).
8. Fioulmarket. (2022, 8 décembre). Marché du pétrole : principaux acteurs, caractéristiques, chiffres clés. <https://www.fioulmarket.fr/actualites/marche-petrole-principaux-acteurs-caracteristiques-chiffres-cles> (Consulté le 25 mai 2025).
9. Géoconfluences. (2022, octobre). Marchés et prix des hydrocarbures. <https://geoconfluences.ens-lyon.fr/glossaire/marches-et-prix-des-hydrocarbures> (Consulté le 25 mai 2025).
10. Heni, B. (2006-2007). Économétrie des séries temporelles [Support de cours]. Institut des Hautes Études Commerciales de Sousse. <https://fr.scribd.com/document/622590407> (Consulté le 25 mai 2025).
11. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: Principles and Practice (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/> (Consulté le 01 juin 2025).
12. IG Bank. (2024, 12 novembre). Pétrole WTI : le prix du baril consolide autour de 70 dollars. <https://www.allnews.ch/content/march%C3%A9s/p%C3%A9trole-wti-le-prix-du-baril-consolide-autour-de-70-dollars> (Consulté le 30 mai 2025).
13. Intercontinental Exchange. (s.d.). About ICE. <https://www.ice.com/about> (Consulté le 28 mai 2025).
14. La finance pour tous. (2018, 24 octobre). Pétrole : le prix du baril qui monte, qui monte, qui monte.... <https://www.lafinancepourtous.com/2018/10/24/prix-du-petrole-qui-monte/> (Consulté le 28 mai 2025).
15. Ministère de la Transition Écologique. (2023, mai). Les prix des produits pétroliers en 2022 : des niveaux inédits liés à la crise géopolitique. https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/documents/DE_4p_produits%20petroliers_24mai.pdf (Consulté le 30 mai 2025).
16. Paperjam. (2025, 7 mai). L'OPEP relance la guerre de l'offre pour défendre sa part de marché. <https://paperjam.lu/article/opec-relance-la-guerre-de-loffre-pour-defendre-sa-part-de-marche> (Consulté le 28 mai 2025).

17. Touati, K. (2023). Économétrie et statistiques appliquées : Polycopié pédagogique.
Université Abderrahmane Mira-Bejaïa, Faculté des Sciences Économiques,
Commerciales et des Sciences de Gestion, Département des Sciences de Gestion.

Liste des tableaux

Tableau 1 : Test de la saisonnalité de la série OILP	24
Tableau 2 : Calcul de la moyenne et de l'écart type	25
Tableau 3 : Régression de l'écart type en fonction de la moyenne	25
Tableau 4 : Estimation du Modèle 03.....	26
Tableau 5 : Estimation du modèle 2	27
Tableau 6 :Estimation du modèle 01	28
Tableau 7: Estimation du modèle 01	29
Tableau 8 : Modèle AR (1)	31
Tableau 9 : Modèle AR (2)	31
Tableau 10 : modèle MA (1).....	32
Tableau 11 : modèle ARIMA (1.1.1)	32
Tableau 12 : modèle ARIMA (2.1.1) de la série stationnaire DOILP.....	33
Tableau 13 : modèle ARIMA (2.1.0) de la série stationnaire DOILP.....	33
Tableau 14 : choix du meilleur modèle de la série stationnaire DOILP.....	34
Tableau 15 : Estimation du modèle SARIMA (1.1.0) (1.0.1) ²³	36
Tableau 16 : Estimation du modèle SARIMA (0.1.1) (0.0.2) ²³	36
Tableau 17 : Estimation du modèle SARIMA (2.1.0) (0.0.2) ²³	37
Tableau 18 : Estimation du modèle SARIMA (1.1.0) (2.0.0) ²⁵	37
Tableau 19 : Estimation du modèle SARIMA (0.1.1) (1.0.1) ²³	38
Tableau 20 : Estimation du modèle SARIMA (1.1.1) (2.0.2) ²³	38
Tableau 21 : Choix de meilleure modèle SARIMA de la série stationnaire DOILP	39
Tableau 22 : prévision du prix de pétrole pour l'année 2025	41

Liste des figures

Figure 1: Représentation graphique de la série OILP	10
Figure 2 : Représentation graphique de la série OILP	22
Figure 3 : Corrélogramme de la série OILP.....	23
Figure 4 : Représentation graphique de la série DOILP	28
Figure 5 : corrélogramme de la série DOILP.....	29
Figure 6 : corrélogramme des résidus du modèle ARIMA (2.1.0)	35
Figure 7 : Choix de meilleure modèle SARIMA de la série stationnaire DOILP.....	40
Figure 8 :Histogramme et statistique modèle SARIMA (0.1.1) (0.0.2) série DOILP.....	40
Figure 9 : présentation graphique de la prévision de l'année 2025.....	41

الملخص

يهدف هذا البحث بتوقع أسعار النفط باستخدام نماذج السلاسل الزمنية، وخاصة من خلال طريقة بوكس-جينكينز. الهدف الرئيسي هو تحليل تطور أسعار النفط الخام (برنت) خلال الفترة الممتدة من 2015 إلى 2024، ثم تقديم توقعات لسنة 2025.

تم تقسيم العمل إلى مرحلتين: جزء نظري تناول خصائص سوق النفط والمبادئ الأساسية للسلاسل الزمنية (ARIMA)، وجزء تطبيقي تم فيه اختبار عدة نماذج على السلسلة المدروسة. بعد عدة محاولات، تم اختيار نموذج SARIMA (0,1,1)(0,0,2) كأفضل نموذج لإجراء التوقعات.

تشير النتائج إلى وجود تقلبات عامة مستقرة حول 74 دولارًا للبرميل، مع بعض التغيرات الطفيفة خلال السنة. ومع ذلك، تبقى النماذج الإحصائية محدودة أمام الأحداث غير المتوقعة مثل الأزمات الاقتصادية أو الجيوسياسية.

Résumé

Ce mémoire s'intéresse à la prévision des prix du pétrole à partir de modèles de séries temporelles, notamment à travers la méthode de Box-Jenkins. L'objectif principal est d'analyser l'évolution des prix du pétrole brut (Brent) entre 2015 et 2024, puis de produire des prévisions pour l'année 2025.

Le travail a été effectué en deux phases. Tout d'abord, une section théorique qui revisite les traits distinctifs du marché pétrolier et les principes fondamentaux des séries chronologiques (ARIMA, SARIMA). Puis, une section pratique a été réalisée où divers modèles ont été évalués sur la série analysée. Après de nombreuses tentatives, le modèle SARIMA (0,1,1)(0,0,2) a été choisi comme le plus fiable pour réaliser les prévisions.

Les données indiquent une fluctuation générale stable autour de 74 dollars le baril, avec quelques variations éparpillées au cours de l'année. Toutefois, comme tout modèle statistique, il reste limité face aux imprévus comme les crises économiques ou géopolitiques.

Abstract

This thesis focuses on forecasting oil prices using time series models, particularly through the Box-Jenkins methodology. The main objective is to analyze the evolution of Brent crude oil prices from 2015 to 2024 and to produce forecasts for the year 2025.

The work was carried out in two phases. First, a theoretical section reviewed the key characteristics of the oil market and the fundamental principles of time series (ARIMA, SARIMA). Then, a practical section was conducted in which several models were evaluated.

After multiple attempts, the SARIMA (0,1,1)(0,0,2) model was selected as the most reliable for forecasting.

The results indicate a generally stable fluctuation around 74 USD per barrel, with some scattered variations throughout the year. However, like any statistical model, it remains limited when faced with unforeseen events such as economic or geopolitical crises.