

Modélisation et prévision du prix du pétrole brut : approche ARMA-GARCH

FADLOULLAH ISSAM

Laboratoire Interdisciplinaire de Recherches en Economie, Finance et Management des Organisations
(LIREFIMO)

Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales
Université Sidi Mohamed Ben Abdellah – Fès – Maroc

BENBOUBKER MOUNIR

Laboratoire Interdisciplinaire de Recherches en Economie, Finance et Management des Organisations
(LIREFIMO)

Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales
Université Sidi Mohamed Ben Abdellah – Fès - Maroc

Résumé : La modélisation du prix du pétrole est un domaine important de l'économétrie, qui a suscité beaucoup d'intérêt ces dernières années. Les modèles économétriques peuvent être utilisés pour analyser les tendances historiques des prix du pétrole, prédire les fluctuations futures des prix et évaluer les facteurs économiques, géopolitiques et environnementaux qui influencent les prix du pétrole. Notre modèle GARCH avec une structure ARMA(1,2) pour la moyenne et une structure sGARCH(1,1) pour la variance a une performance moyenne pour la prévision des prix futurs du pétrole brute.

Mots-clés : ARMA, GARCH, moyenne conditionnelle, variance conditionnelle, prix du pétrole.

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.13367339>



1. Introduction

De 1900 à 1950, la consommation mondiale d'énergie a doublé, passant de 1 à 2 milliards de tep, puis c'est l'accélération et la multiplication par 6 entre 1950 et 2010, c'est-à-dire en 60 ans pour passer de 2 à 12 tep. Actuellement, la consommation avoisine 14 tep. Par source d'énergie, les énergies fossiles dominent largement le mix énergétique primaire mondiale avec respectivement 81% et 84% en 2018 et 2019(33% de produits pétroliers, 27% de charbon et 24% du gaz).

En raison de la croissance démographique et économique, la consommation énergétique mondiale devrait continuer d'augmenter dans les décennies à venir. La progression de l'activité économique, surtout dans les trente glorieuses, s'est appuyé sur un pétrole abondant et à bon marché, mais avec les chocs pétroliers dans les marchés mondiaux les cours s'envoleront en aggravant les pénuries d'énergies et ralentissant encore le progrès vers l'accès universel à une énergie abordable, fiable, durable et moderne.

Quant au Maroc, son bilan énergétique est très différent. Il s'adresse plus au pétrole et au charbon. Ces énergies fossiles importées couvrent 90,6% de la consommation d'énergie primaire du pays en 2019(56.7% de pétrole, 30% de charbon et 3.9% du gaz). Ces importations pèsent lourdement sur la facture énergétique du pays qui a passé de 19.1 milliards de dirhams en 2002, 26 milliards de dirhams en 2004, 92.78 milliards de dirhams en 2014, à 153 milliards de dirhams en 2022.

Dans ce contexte, notre article intitulé : « Modélisation et prévision du prix du pétrole brut : approche ARMA-GARCH » vise à contribuer à ce débat au Maroc à travers différentes techniques économétriques. Les objectifs peuvent inclure la prédiction des prix futurs du pétrole et l'évaluation du risque.

L'analyse et la prévision du prix du pétrole brut peuvent aider le Maroc à anticiper les fluctuations de prix du marché mondial et à prendre des décisions économiques plus éclairées en matière de planification énergétique et de politique énergétique.

2. Revue de littérature sur la modélisation du prix du pétrole brut

La modélisation de séries chronologiques demande beaucoup de travail, en particulier avec des produits volatils comme le pétrole brut, c'est pourquoi différentes méthodes peuvent être abordées par différentes méthodes, chacune présentant ses avantages et inconvénients distincts.

Les modèles autorégressifs vectoriels Var peuvent modéliser une multitude de variables simultanément en raison de leur flexibilité. Ils sont particulièrement utiles pour étudier les relations causales entre ces variables et pour modéliser des séries chronologiques non stationnaires. Les modèles Var sont souvent meilleurs que les modèles à long terme car ils peuvent prédire des événements à court terme. Cependant, ces modèles peuvent être affectés par des erreurs de spécification, telles que le nombre de variables et la période de temps à prendre en compte. De plus, ils sont complexes et peuvent rendre les résultats difficiles à interpréter et ils ne sont pas toujours efficaces pour modéliser des séries chronologiques avec des régimes structurels.

Les mouvements de prix dans les modèles fondamentaux sont fonction de l'offre et de la demande. Si vous regardez les variables économiques production, consommation, stocks, la dynamique du marché est claire. Les modèles peuvent prévoir les tendances des prix à long terme en fonction des tendances de croissance et de consommation, et ils peuvent également évaluer l'impact d'événements économiques tels que les conflits internationaux ou les changements de politiques gouvernementales. Les modèles fondamentaux sont souvent trop simplistes, ignorant bon nombre des facteurs les plus complexes qui affectent les prix du marché (tels que la psychologie des investisseurs ou la spéculation). De plus, ils peuvent être complexes, nécessitant des données économiques fréquentes, et peuvent ne pas convenir aux marchés influencés par des facteurs externes.

Les modèles ARCH-GARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity / Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) sont spécifiquement conçus pour gérer l'hétéroscédasticité des données, une caractéristique souvent présente dans les données financières, y compris les prix du pétrole. Ces modèles permettent une meilleure précision des prévisions en tenant compte de l'information passée sur la volatilité des prix. Ils sont très flexibles et peuvent s'adapter à différents types de comportements de volatilité, comme la volatilité asymétrique ou saisonnière. En outre, les modèles ARCH-GARCH peuvent inclure des variables exogènes, telles que les données macroéconomiques ou géopolitiques. Cependant, ils présentent des limites, notamment la complexité de l'estimation des paramètres et le risque de surajustement.

En somme, chaque modèle offre une perspective unique sur la dynamique des prix du pétrole brut, et le choix du modèle dépend des spécificités de la situation à modéliser ainsi que des objectifs de l'analyse.

3. Méthodologies et modélisation

3.1 Description des données

Pour modéliser la série du prix du pétrole brut, nous avons collecté les données sur le prix du pétrole brut (Londres) sur une période de 33 ans à partir de l'institut national de la statistique et des études économiques.

Ces données sont sous forme de deux séries dont la première débute le janvier 1990 et s'est arrêté à septembre 2017, la deuxième série débute le janvier 1990 et s'arrête à décembre 2022. Pour prolonger l'ancienne série, on a multiplié les indices de la nouvelle série par un coefficient de raccordement 0.9897.

Les cours des matières premières sont des prix comptant (*spot*). Ce sont des prix de référence pour le marché. Les prix sont des moyennes mensuelles des cotations en devises (surtout en dollar américain). Il s'agit soit de prix mensuels qui couvrent la période ou de la moyenne mensuelle de cours quotidiens en session de clôture.

3.2 Analyse des données

Notre objectif est de modéliser tout d'abord la série, ensuite prévoir les prix futures. Pour cela, nous avons utilisé une approche ARIMA-GARCH pour modéliser la série chronologique du prix du pétrole. L'analyse de notre série du prix du pétrole brut s'est effectuée par l'étude du nuage de points en utilisant la boîte à moustache (figure 1).

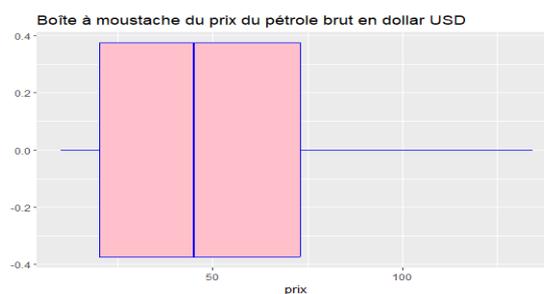


Figure 1 : Boîte à moustache du prix du pétrole en dollar USD.

Le Boxplot indique que la distribution de données numériques varie entre 9.9\$ et 134.3\$. La médiane est de 45\$, ce qui signifie que 50% des données se situent en dessous de 45\$. Le premier quartile est de 20.2\$, ce qui signifie que 25% des données se situent en dessous de 20.2\$. Le troisième quartile est de 72.95\$, ce qui signifie que 75% des données se situent en dessous de 72.95\$.

Quant à l'allure du graphe de la figure 2, qui représente les variations du prix du pétrole, met en évidence la non-stationnarité puisqu'elle semble avoir :

Une tendance comme le prouve l'acf de la série (figure 3) et une volatilité qui varie au cours du temps.

On remarque très bien la croissance surtout durant la période de 2003 à 2022. Cela indique qu'il y a une forte corrélation entre les valeurs actuelles et les valeurs passées de la série, même avec un décalage important dans le temps.

Dans le cas d'une série de prix du pétrole brut, cela pourrait être dû à plusieurs facteurs, tels que :



Figure 2 : Evolution du prix du pétrole de 1990 à 2022.

Les effets des chocs externes : Le prix du pétrole brut est influencé par un certain nombre de facteurs externes, tels que les événements géopolitiques, les conditions météorologiques, les politiques gouvernementales. Ces facteurs peuvent créer des chocs dans la série temporelle, qui peuvent persister pendant une période considérable, ce qui entraîne une corrélation entre les valeurs actuelles et passées.

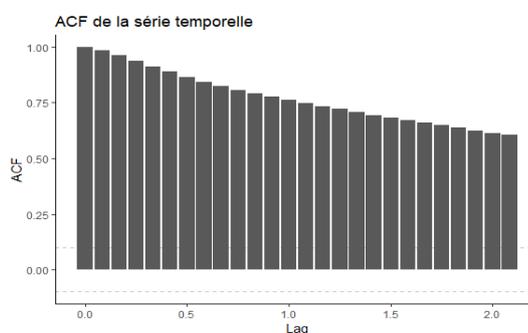


Figure 3 : ACF de la série temporelle.

Les caractéristiques de la série : Le prix du pétrole brut peut avoir des caractéristiques qui rendent difficile la détection des tendances et des cycles dans la série. Par exemple, il peut y avoir une forte volatilité dans les données, ou des fluctuations saisonnières qui ne suivent pas un modèle régulier.

Les politiques de l'OPEP : L'Organisation des pays exportateurs de pétrole (OPEP) est une organisation intergouvernementale qui cherche à coordonner les politiques pétrolières de ses membres afin de stabiliser les prix du pétrole. Les décisions de l'OPEP peuvent affecter la série temporelle du prix du pétrole brut, ce qui peut entraîner une corrélation entre les valeurs actuelles et passées.

Un autre outil statistique qui permet d'analyser les prix du pétrole brut est la pacf (figure 4) : On remarque que les deux premiers lags de la fonction d'autocorrélation partiel sont en dehors de la bande

en pointillé, et le septième lag est légèrement en dehors de cette bande. Cela indique que ces lags présentent une corrélation significative avec la série temporelle du prix du pétrole brut.

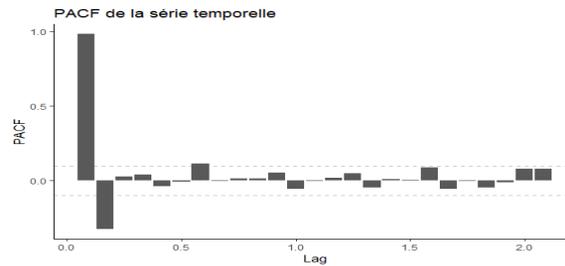


Figure 4 : PACF de la série temporelle.

Ces lags ont un impact direct sur le prix du pétrole brut et peuvent être inclus dans un modèle économétrique pour prédire les prix futurs. Cependant, il est important de noter que l'interprétation de la significativité des lags dépend également du contexte économique et des hypothèses sous-jacentes au modèle.

Si le septième lag est seulement légèrement en dehors de la bande en pointillé, cela peut indiquer que la corrélation pour ce lag est moins forte que pour les deux premiers lags. Mais, il peut encore être pertinent de l'inclure dans un modèle économétrique si cela correspond à une hypothèse économique pertinente. Pour avoir des informations supplémentaires, la décomposition de la série (figure 5) est une technique statistique qui permet de décomposer la série temporelle en ses différentes composantes, à savoir la tendance, la saisonnalité et les variations résiduelles (erreur).

En exploitant les courbes de la décomposition de la série, on constate que la série est presque stable entre 1990 et 2003, puis une tendance haussière jusqu'à 2008, après elle fluctue au fil du temps. Les résidus peuvent être examinés pour détecter des erreurs de mesure ou des variations inattendues dans la série. La composante saisonnière de la série temporelle du prix du pétrole brut est périodique, cela suggère qu'il y a une variation cyclique dans les prix du pétrole brut au fil du temps, qui se répète à intervalles réguliers. Cette variation cyclique peut être due à plusieurs facteurs, tels que la demande saisonnière pour le pétrole, la production saisonnière, les événements saisonniers tels que les conditions météorologiques ou les vacances.

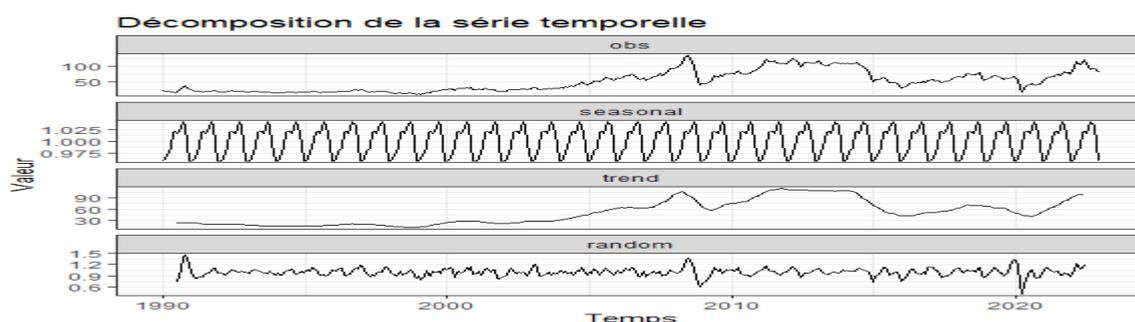


Figure 5 : Décomposition de la série temporelle.

Concernant la figure 2 la ligne rouge et la ligne verte indiquent respectivement le prix moyen pour la période 1990 – 2003 et 2003 -2022, celui-ci a passé de 20.7\$ à 71.35\$.

Les processus non stationnaires ont des moyennes, des écarts et des covariances qui changent avec le temps.

L'utilisation de données de séries chronologiques non stationnaires conduit à des prévisions peu fiables. Un processus stationnaire est un processus de retour à la moyenne, c'est-à-dire qu'il fluctue autour d'une moyenne constante avec une variance constante.

Pour résoudre ce problème, nous avons surtout recours à la différenciation d'ordre 1, elle peut être décrite comme suit :

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \quad \text{eq.1}$$

Pour la transformation de stationnarité, nous préférons calculer les rendements quotidiens simples, exprimés sous forme :

$$r_t = (\text{prix}_t - \text{prix}_{t-1}) / \text{prix}_{t-1} \quad \text{eq.2}$$

Quant à la figure 6, elle représente la série des rendements ainsi que la densité du prix du pétrole brut.

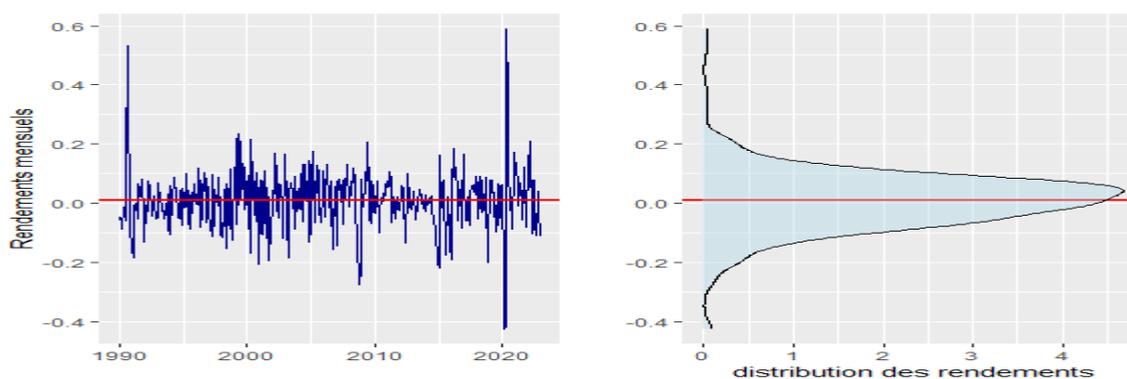


Figure 6 : la série des rendements (à gauche) et la densité du prix du pétrole brut (à droite).

Les calculs (Table 1) ont été établis par le logiciel R.

D'après ces résultats, on constate que la skewness est positive (0.4). Ce qui veut dire que la densité de la distribution des rendements du prix du pétrole s'étale vers la droite. Elle présente une asymétrie positive. De plus, le kurtosis est supérieure à 0. Alors la distribution est Leptocurtique, elle présente des queues plus épaisses que la loi Normale.

Tableau 1 : Caractéristiques de la série des rendements.

	Rendement
Minimum	-0.4273
Maximum	0.5892
1er quartile	-0.0503
3e quartile	0.0661
Moyenne	0.0085
Médiane	0.0108
Asymétrie	0.3939
Kurtosis	5.7151

3.3 Modélisation de la série du prix du pétrole brut :

3.3.1 Modélisation de la moyenne conditionnelle :

Si l'ACF et la PACF (figure 7 et figure 8) indiquent tous deux une autocorrélation significative pour les mêmes lags, cela peut suggérer que ces lags sont importants pour modéliser la série temporelle.

Cependant, il est important de noter que la signification des motifs observés dans la PACF et l'ACF peut dépendre de la méthode de différenciation et du modèle de la série temporelle utilisé.

Les ACF et PACF de la série différenciée peuvent aider à identifier les tendances de corrélation dans la série, qui peuvent ensuite être utilisées pour sélectionner un modèle de série temporelle approprié. Les modèles ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) sont souvent utilisés pour modéliser les séries temporelles différenciées, et l'analyse des ACF et PACF peut aider à sélectionner les ordres p , d et q du modèle ARIMA approprié.

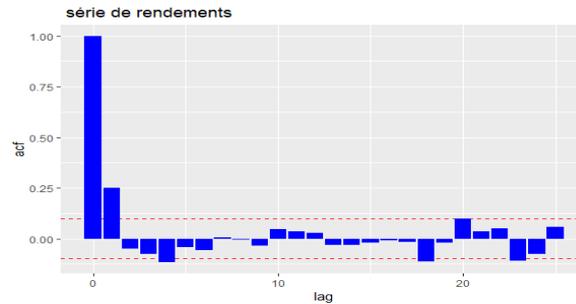


Figure 7 : ACF de la série des rendements.

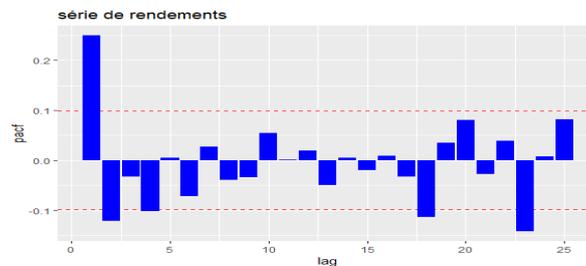


Figure 8 : PACF de la série des rendements.

Le modèle retenu est ARIMA (1,0,2), c'est-à-dire un modèle avec un terme autorégressif d'ordre 1, deux termes de moyenne mobile d'ordre 1 et 2, et pas de différenciation. Son équation s'écrit sous la forme :

$$r_t = 0.07 + -4.7 * e_{[t-1]} + -2.38 * e_{[t-2]} + 0.87 * r_{[t-1]} + e_{[t]} \quad \text{eq.3}$$

L'évaluation de la performance du modèle se base sur un ensemble de tests qui vérifie :

L'hypothèse de normalité des résidus : les erreurs ou les résidus suivent une distribution normale ou gaussienne avec une moyenne nulle et une variance constante.

L'hypothèse d'homoscédasticité : cela signifie que la variance des résidus est constante au fil du temps et ne dépend pas de la valeur prédite. Cette hypothèse peut être vérifiée en traçant les résidus en fonction des prévisions et en vérifiant si la dispersion est constante.

L'hypothèse de l'indépendance des résidus : les résidus ne doivent pas être corrélés dans le temps. Cette hypothèse peut être vérifiée en traçant l'ACF des résidus et en vérifiant si toutes les valeurs sont à l'intérieur de la bande de confiance.

L'hypothèse de l'absence de corrélation sérielle : cela signifie que les résidus ne doivent pas être corrélés avec les valeurs passées ou futures de la série temporelle. Cette hypothèse peut être vérifiée en traçant la PACF des résidus et en vérifiant si toutes les valeurs sont à l'intérieur de la bande de confiance.

Toutes les hypothèses sont satisfaites à part la normalité et l'homoscédasticité des résidus.

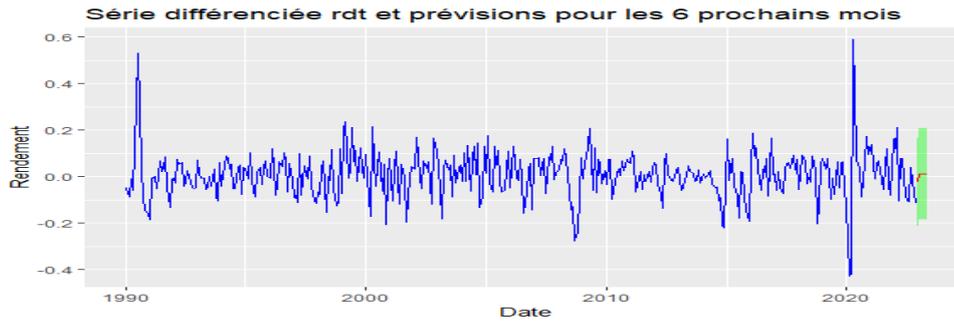


Figure 9 : La série différenciée des rendements et les prévisions pour les six mois prochains.

Après la validation du modèle, l'étape suivante est les prévisions de la moyenne conditionnelle pour les six mois prochains (Table 2) qui sont représentée dans la figure 9.

Les tests effectués (Table 3) comme ME (erreur moyenne) : la différence moyenne entre les prévisions et les observations réelles, précisent que les prévisions sont en moyenne assez proches des valeurs réelles. Et le résultat de la valeur de MASE (Erreur absolue moyenne mise à l'échelle) est de 0.7617. Étant donné que cette valeur est inférieure à 1, cela signifie que le modèle de prévision ARIMA (1,0,2) fournit des prévisions plus précises que le modèle naïf de la série. On peut donc conclure que le modèle ARIMA (1,0,2) est relativement performant pour cette série chronologique donnée.

Tableau 2 : Les prévisions de la moyenne conditionnelle

	Prév. Ponc.	Min 80	Max 80	Min 95	Max 95
Dec 2022	-0.0243	-0.1478	0.0992	-0.2132	0.1646
Jan 2023	0.0109	-0.1170	0.1388	-0.1847	0.2065
Fev 2023	0.0106	-0.1176	0.1388	-0.1855	0.2066
Mar 2023	0.0103	-0.1181	0.1387	-0.1861	0.2067
Avr 2023	0.0101	-0.1185	0.1386	-0.1866	0.2067
Mai 2023	0.0098	-0.1189	0.1386	-0.1870	0.2067

Tableau 3 : Les tests effectués

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1	Theil's U
Training set	0e+00	0.0870	0.0674	NaN	Inf	0.7617	- 0.0001	NA
Test set	-8e-04	0.0596	0.0534	-Inf	Inf	0.6032	- 0.1325	NaN

RMSE : Erreur quadratique moyenne ;

MAE : erreur absolue moyenne ;

MPE : Erreur moyenne en pourcentage ;

MAPE : Erreur moyenne absolue en pourcentage.

D'après l'équation (eq.3) r_t représente le prix du pétrole à l'instant t , $e_{[t-1]}$ et $e_{[t-2]}$ sont les erreurs aléatoires à l'instant $t-1$ et $t-2$, $r_{[t-1]}$ est le prix du pétrole à l'instant $t-1$ et $e_{[t]}$ est l'erreur aléatoire à l'instant t .

Pour interpréter la moyenne conditionnelle de ce modèle, il est possible d'exprimer la relation conditionnelle entre le prix du pétrole à l'instant t et ses valeurs passées et les erreurs passées comme suit :

$$E(r_t | r_{[t-1]}, e_{[t-1]}, e_{[t-2]}) = 0.07 - 4.7 * e_{[t-1]} - 2.38 * e_{[t-2]} + 0.87 * r_{[t-1]} \quad \text{eq.4}$$

Cette expression indique que la moyenne conditionnelle du prix du pétrole à l'instant t dépend de sa valeur passée à l'instant $t-1$, ainsi que des erreurs passées à l'instant $t-1$ et $t-2$. Plus précisément, le coefficient 0.87 mesure l'impact à court terme des fluctuations des prix du pétrole sur les prix actuels, tandis que les coefficients -4.7 et -2.38 mesurent l'impact des erreurs passées sur les prix actuels.

En interprétant les coefficients, on peut dire que si le coefficient 0.87 est positif, cela indique qu'une augmentation des prix du pétrole à l'instant $t-1$ aura un effet positif sur les prix du pétrole à l'instant t , toutes choses étant égales par ailleurs. De même, si les coefficients -4.7 et -2.38 sont négatifs, cela indique que des erreurs positives dans les deux périodes précédentes ont un effet négatif sur les prix du pétrole à l'instant t .

3.3.2 Modélisation de la variance conditionnelle :

Le modèle ARMA (1,2) est utilisé pour modéliser la moyenne de la série temporelle car il combine les termes autorégressifs (AR) et les termes de moyenne mobile (MA) pour modéliser la tendance et les motifs cycliques de la série temporelle. Les erreurs résiduelles du modèle ARMA (1,2) représentent la partie stochastique de la série temporelle qui n'a pas été expliquée par les termes ARMA.

Le modèle GARCH, quant à lui, utilise les erreurs résiduelles du modèle ARMA pour modéliser la volatilité de la série temporelle. Il s'agit d'un modèle de volatilité autorégressif qui utilise les erreurs résiduelles passées pour prédire la volatilité future de la série temporelle. Ainsi, le modèle GARCH suppose que la volatilité de la série temporelle varie au fil du temps et que les chocs de volatilité ont tendance à persister dans le temps.

En résumé, la moyenne conditionnelle de notre modèle peut être utilisée pour comprendre comment les prix actuels sont influencés par les prix passés et les erreurs passées, et cela peut être utilisé pour prévoir les prix futurs et pour évaluer les risques financiers et économiques associés aux prix du pétrole.

Notre modèle GARCH avec une structure ARMA(1,2) pour la moyenne et une structure sGARCH(1,1) pour la variance peut être exprimée comme suit :

$$R_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad \text{eq.5}$$

$$\mu_t = \alpha_0 + \alpha_1 R_{t-1} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} \quad \text{eq.6}$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t * z_t \quad \text{eq.7}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \eta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \eta_2 \sigma_{t-1}^2 \quad \text{eq.8}$$

Où :

R_t est le rendement à l'instant t ;

μ_t est la moyenne à l'instant t ;

ε_t est l'erreur à l'instant t ;

σ_t est l'écart-type de l'erreur à l'instant t ;

z_t est un bruit blanc standard ;

α_0 est la constante de la structure ARMA ;

α_1 est le coefficient de la variable dépendante retardée dans la structure ARMA ;

β_1 et β_2 sont les coefficients des erreurs retardées dans la structure ARMA ;

ω est le paramètre de la structure sGARCH qui représente la variance de l'erreur résiduelle au carré ;

η_1 est le coefficient de l'erreur résiduelle au carré retardée dans la structure sGARCH ;
 η_2 est le coefficient de la variance de l'erreur résiduelle retardée dans la structure sGARCH.
 La moyenne à l'instant t s'écrit sous la forme :

$$\mu_t = 0.000287 + 0.872124 * R_{t-1} + -0.942372 * \varepsilon_{t-1} + 0.105720 * \varepsilon_{t-2} \quad \text{eq.9}$$

Quant à la variance conditionnelle, elle s'exprime comme suit :

$$\sigma_t^2 = 0.001621 + 0.341672 * \varepsilon_{t-1}^2 + 0.499285 * \sigma_{t-1}^2 \quad \text{eq.10}$$

Pour l'équation 9, on observe que le coefficient du R_{t-1} est positif, ce qui signifie que des rendements positifs dans le passé augmentent la moyenne conditionnelle. Le coefficient de ε_{t-1} est négatif, ce qui suggère que des résidus positifs dans le passé réduisent la moyenne conditionnelle. Le coefficient de ε_{t-2} est positif, ce qui suggère qu'une forte autocorrélation positive des résidus passés peut augmenter la moyenne conditionnelle.

La variance conditionnelle est la valeur attendue de la variance du processus au temps t , étant donné les informations disponibles jusqu'au temps $t-1$.

Dans l'équation 10, les termes ε_{t-1}^2 et σ_{t-1}^2 représentent les valeurs retardées de la variance et des carrés des résidus, respectivement. Ces termes indiquent que la variance du processus dépend de sa propre valeur retardée ε_{t-1}^2 ainsi que de la valeur retardée des carrés des résidus σ_{t-1}^2 .

Les coefficients associés à ces termes indiquent l'importance relative de chaque effet sur la variance conditionnelle. Ici, le coefficient 0.341672 associé au terme ε_{t-1}^2 indique que les résidus du modèle ont un impact important sur la variance conditionnelle, tandis que le coefficient 0.499285 associé au terme σ_{t-1}^2 indique que la variance conditionnelle dépend également de sa propre valeur retardée.

Dans le domaine du marché pétrolier, la variance de la volatilité des prix peut être interprétée comme une mesure de l'incertitude entourant les prix futurs du pétrole. Une variance plus élevée indique une plus grande incertitude ou une volatilité accrue des prix futurs, tandis qu'une variance plus faible indique une plus grande certitude ou une volatilité réduite des prix futurs.

Par conséquent, dans ce contexte, la première prévision de variance (Table 4) pour $T+1$ de 0.09144 indique que les prévisions de volatilité future des prix du pétrole sont relativement élevées, ce qui implique une certaine incertitude sur les prix futurs du pétrole. Cela peut avoir des implications importantes pour les entreprises et les investisseurs du marché pétrolier, qui doivent tenir compte de ces incertitudes lors de la prise de décision. Par exemple, les entreprises peuvent adopter des stratégies de gestion des risques pour atténuer les effets de la volatilité des prix, tandis que les investisseurs peuvent ajuster leur portefeuille pour réduire leur exposition au risque de prix.

Tableau 4 : Les prévisions de variance pour les six mois prochains

	Nov 2022
T+1	0.0914
T+2	0.0930
T+3	0.0943
T+4	0.0954
T+5	0.0963
T+6	0.0971

L'incertitude sur les prix futurs du pétrole peut affecter la demande et l'offre de pétrole de différentes manières en fonction des anticipations des acteurs du marché.

D'une part, une incertitude accrue peut pousser certains acteurs du marché à reporter leurs décisions d'achat ou de vente de pétrole, ce qui peut entraîner une baisse de la demande ou de l'offre et, par conséquent, une baisse des prix.

D'autre part, une incertitude accrue peut conduire certains acteurs du marché à anticiper une augmentation future des prix et à augmenter leur demande ou leur offre de pétrole dans l'espoir de réaliser des profits. Cette anticipation peut pousser les prix à la hausse.

En résumé, l'incertitude sur les prix futurs du pétrole peut influencer les prix de différentes manières, en fonction des réactions des acteurs du marché et de leurs anticipations.

Après avoir effectué des prévisions de la variance conditionnelle, il est important de valider la performance de ces prévisions en utilisant des techniques différentes.

La validation croisée est une technique qui permet d'estimer la précision des prévisions en divisant les données en échantillons d'apprentissage et de test et en utilisant le modèle pour effectuer des prévisions sur les données de test. Cette technique peut aider à identifier si le modèle est capable de généraliser correctement sur les données de test et peut aider à éviter le surajustement.

Les résultats de cette validation croisée sont utilisés pour évaluer les performances du modèle GARCH (1,1) dans la prévision de la série temporelle. Les mesures d'erreur de prévision fournissent une indication de l'exactitude des prévisions générées par le modèle.

La valeur de la MSE indique que les prévisions ont en moyenne une erreur quadratique de 0.01983 par rapport aux valeurs réelles. Cette mesure est utile pour comparer différents modèles, car elle prend en compte la magnitude de l'erreur de prévision.

La valeur de la RMSE est de 0.1408, ce qui correspond à la racine carrée de la MSE. Cette mesure est également utile pour comparer différents modèles, car elle fournit une mesure de l'erreur de prévision relative.

La valeur de la MAE est de 0.09154, ce qui correspond à la moyenne des valeurs absolues des différences entre les prévisions et les observations réelles. Cette mesure fournit une indication de l'erreur de prévision absolue moyenne.

La valeur de la MAPE symétrique est de 1.193, ce qui indique que les prévisions ont en moyenne une erreur relative de 119.3%. Cela signifie que le modèle a une performance moyenne pour la prévision de la série temporelle. Une erreur relative de plus de 100% indique que les prévisions sont en moyenne deux fois plus éloignées des valeurs réelles que ces dernières ne le sont entre elles.

Dans l'ensemble, ces résultats indiquent que le modèle GARCH (1,1) est raisonnablement efficace pour prévoir les prix futurs, mais qu'il y a encore de la place pour améliorer ses performances. Il est important de noter que ces résultats doivent être interprétés dans le contexte de l'ensemble de données et des hypothèses du modèle sous-jacent.

4. Conclusion

Notre étude portait sur la série brute du prix du pétrole en dollar USD, les résultats obtenus indiquent que le modèle ARMA (1,2) est relativement performant pour la modélisation de la moyenne conditionnelle. Nous avons conclu que la moyenne conditionnelle du prix du pétrole à l'instant t dépend de sa valeur passée à l'instant $t-1$, ainsi que des erreurs passées à l'instant $t-1$ et $t-2$.

Les prévisions réalisées sont en moyenne assez proches des valeurs réelles, ceci est confirmée par différents tests tels que ME, RMSE, MAE, MPE, MAPE, MASE.

Notre défi était et est les deux hypothèses de normalité et d'homoscédasticité des erreurs qui sont violés. Ensuite, nous avons utilisé les erreurs résiduelles du modèle ARMA pour modéliser la volatilité de la série temporelle par le modèle GARCH(1,1). Les tests d'hypothèses effectués sur ce modèle indiquent que ses erreurs sont non normaux et que l'hypothèse d'homoscédasticité est bien respectée. Cependant, le modèle a une performance moyenne pour la prévision des prix futurs du pétrole brute.

REFERENCES / BIBLIOGRAPHIE

- [1] BARLET, Muriel et CRUSSON, Laure. Quel impact des variations du prix du pétrole sur la croissance française?. *Economie prevision*, 2009, vol. 188, no 2, p. 23-41.
- [2] BROCKWELL, Peter J. et DAVIS, Richard A. (ed.). *Introduction to time series and forecasting*. New York, NY : Springer New York, 2002.
- [3] CARNOT, Nicolas et HAGÈGE, Catherine. Le marché pétrolier. *Economie prevision*, 2004, vol. 166, no 5, p. 127-136.
- [4] GANGULY, Amrita et DAS, Koushik. Impacts of Falling Crude Oil Prices and Reduction of Energy Subsidies on the Indian Economy: A CGE Modelling Approach. *Vision*, 2016, vol. 20, no 4, p. 345-360.
- [5] GAUTHIER Jean-Michel, « Géoéconomie de la demande et de l'offre énergétique mondiale », *Géoéconomie*, 2009/4 (n° 51), p. 35-48. DOI : 10.3917/geoc.051.0035. URL : <https://www.cairn.info/revue-geoéconomie-2009-4-page-35.htm>
- [6] HAMILTON, James D. What is an oil shock?. *Journal of econometrics*, 2003, vol. 113, no 2, p. 363-398.
- [7] JONATHAN, D. Cryer et KUNG-SIK, Chan. *Time series analysis with applications in R*. 2008.
- [8] LIU, Yue, SUN, Huaping, ZHANG, Jijian, et al. Detection of volatility regime-switching for crude oil price modeling and forecasting. *Resources Policy*, 2020, vol. 69, p. 101669.
- [9] METCALFE, Andrew V. et COWPERTWAIT, Paul SP. *Introductory time series with R*. Springer-Verlag New York, 2009.
- [10] MUKHTAROV, Shahriyar, MIKAYILOV, Jeyhun I., HUMBATOVA, Sugra, et al. Do high oil prices obstruct the transition to renewable energy consumption?. *Sustainability*, 2020, vol. 12, no 11, p. 4689.
- [11] SAIDI, Hicham. L'impact de chocs du prix du pétrole sur la croissance économique : Une analyse économétrique à travers le modèle dynamique appliquée au contexte marocain. *Alternatives Managériales Economiques*, 2021, vol. 3, no 2, p. 470-486.
- [12] SUSAN, Mwelu et WAITITU, Anthony Gichuhi. Modelling oil price risk. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 2015, vol. 4, no 6, p. 539-546.
- [13] TERRAZA, Michel et ZATOUT, Ali. Modélisation de l'hétéroscédasticité conditionnelle du prix spot du marché pétrolier de l'OCDE. *Journal de la société française de statistique*, 1993, vol. 134, no 3, p. 21-39.
- [14] https://www.amee.ma/sites/default/files/inline-files/Rapport_indicateurs_EE_Medener.pdf
- [15] <https://www.banquemondiale.org/fr/topic/energy/overview>
- [16] <https://www.bfmtv.com/economie/>
- [17] <https://books.openedition.org/editions-cnrs/10899?lang=fr>
- [18] <https://www.cairn.info/revue-perspectives-economiques-de-l-ocde-2004-2-page-147.htm>
- [19] <https://www.capp.ca/fr/energie/besoins-energetiques-mondiaux/>
- [20] <https://www.cese.ma/media/2020/11/Av-transitionEnergetique-f-1.pdf>
- [21] <https://www.connaissancedesenergies.org/les-principaux-exportateurs-et-importateurs-de-gnl-dans-le-monde-en-2019>
- [22] <https://data.gov.ma/data/fr/dataset/indicateurs-sectoriels-energie-et-eau-2010-2020/resource/354ca9a3-04ad-45e8-97d4-9ff2ddab543b>
- [23] <https://decrypterlenergie.org/glossary/gtep>
- [24] <https://www.donneesmondiales.com/afrique/maroc/bilan-energetique.php>
- [25] <https://www.eia.gov/petroleum/data.php>
- [26] <https://www.enerdata.fr/>
- [27] <https://www.environnement.gov.ma/fr/strategies-et-programmes/sndd>
- [28] <https://www.finances.gov.ma/fr/dcpc/prix/Pages/Situation-appvisionnement.aspx>
- [29] <https://fr.statista.com/>
- [30] <https://hal-ifp.archives-ouvertes.fr/hal-02437400/document>
- [31] <https://www.iea.org/>
- [32] <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/source/indicateur/p1645/documentation-methodologique>
- [33] <https://ma.boell.org/fr/2022/01/31/viens-discute-denergie-au-maroc>
- [34] <https://www.mem.gov.ma/Pages/secteur.aspx?e=10&prj=2https://www.cese.ma/media/2020/11/Av-transitionEnergetique-f-1.pdf>
- [35] <https://www.migrol.ch/fr/>
- [36] <https://www.planete-energies.com/fr>
- [37] <https://prixdubaril.com/comprendre-petrole-cours-industrie/70845-historique-prix-petrole.html>

[38] <https://www.sefe-energy.fr/>

[39] <https://theconversation.com/la-demande-energetique-mondiale-est-sous-estimee-et-cest-un-vrai-probleme-pour-le-climat-158042>