



MODÉLISATION ET PRÉVISION DES INDICES DE LA BRVM : UNE ANALYSE COMPARATIVE DES INDICES COMPOSITE, 30 ET PRESTIGE

Sinsin André Poussiⁱ

Indépendant

Resume :

Cette étude examine la modélisation et la prévision des indices Composite, 30 et Prestige de la Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM). L'objectif est d'analyser les caractéristiques de volatilité de ces indices et de déterminer les modèles les plus appropriés pour leur prévision. Nous avons utilisé des modèles de séries temporelles, notamment APARCH (1,1) et GARCH (1,1), pour modéliser la dynamique de la volatilité. Les résultats montrent une tendance haussière à long terme pour les trois indices. L'indice composite présente une asymétrie dans la réaction de la volatilité aux chocs (modèle APARCH), avec une sensibilité accrue aux baisses de cours. Les indices 30 et Prestige, modélisés par GARCH (1,1), révèlent une forte persistance de la volatilité, où la volatilité passée influence fortement la volatilité actuelle. Bien que les chocs passés aient un impact, il est faible et non statistiquement significatif. En résumé, l'étude met en évidence une forte persistance de la volatilité pour les trois indices, avec une réaction asymétrique aux chocs négatifs pour l'indice composite, suggérant des différences de comportement et de prévisibilité entre ces indices de la BRVM. Les résultats obtenus ont des implications pour les investisseurs et les gestionnaires de portefeuille, en soulignant la nécessité d'utiliser des modèles de prévision spécifiques à chaque indice.

JEL : G17, C53, C58, G15, G10, C32

Mots-clés : BRVM, indices boursiers, modélisation, prévision, volatilité, APARCH, GARCH

Abstract:

This study examines the modeling and forecasting of the Composite, 30, and Prestige index of the Regional Securities Exchange (BRVM). The objective is to analyze the volatility characteristics of these indices and to determine the most appropriate models for their forecasting. We employed time series models, specifically APARCH (1,1) and GARCH (1,1), to model the volatility dynamics. The results reveal a long-term upward

ⁱ Correspondence: email sapoussi@gmail.com

trend for all three indices. The composite index exhibits asymmetry in the volatility response to shocks (APARCH model), with increased sensitivity to price declines. The 30 and Prestige indices, modeled using GARCH (1,1), show a high persistence of volatility, where past volatility strongly influences current volatility. Although past shocks have an impact, it is weak and not statistically significant. In summary, the study highlights a strong persistence of volatility for all three indices, with an asymmetric reaction to negative shocks for the composite index, suggesting differences in behavior and predictability among these BRVM indices. The findings have implications for investors and portfolio managers, underscoring the need to use index-specific forecasting models.

Keywords: BRVM, stock market indices, modeling, forecasting, volatility, APARCH, GARCH

1. Introduction

Les marchés financiers jouent un rôle crucial dans le développement économique en facilitant l'allocation des capitaux et en fournissant des opportunités d'investissement. En Afrique, la Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM), plateforme d'échange commune à huit pays d'Afrique de l'Ouest, occupe une place de choix dans ce processus. Comprendre la dynamique de ses indices boursiers est essentiel pour les investisseurs, les gestionnaires de portefeuille et les décideurs politiques. Parmi les indices phares de la BRVM, l'indice Composite, l'indice BRVM 30 et l'indice Prestige se distinguent par leur rôle et leur représentativité du marché.

Cependant, les marchés financiers, en particulier les marchés émergents tels que celui de la BRVM, sont souvent caractérisés par une forte volatilité et une sensibilité aux chocs exogènes. Cette volatilité rend difficile la prévision des rendements et peut générer des risques importants pour les investisseurs. La modélisation et la prévision précises des indices boursiers sont donc d'une importance cruciale pour une prise de décision éclairée. La littérature académique a exploré différentes approches pour modéliser et prévoir la volatilité des marchés financiers, notamment les modèles de séries temporelles. Parmi ceux-ci, les modèles GARCH et leurs extensions, tels que le modèle APARCH, ont prouvé leur efficacité pour capturer les caractéristiques spécifiques de la volatilité, comme sa persistance et ses réactions asymétriques aux chocs positifs et négatifs. Dans ce contexte, cette étude se propose d'examiner la modélisation et la prévision des indices Composite, 30 et Prestige de la BRVM. Plus précisément, nous nous attacherons à analyser les caractéristiques de volatilité de ces indices et à déterminer les modèles les plus appropriés pour leur prévision. Notre analyse comparera la performance de modèles GARCH et APARCH, afin d'identifier les différences potentielles dans la dynamique de volatilité des différents indices.

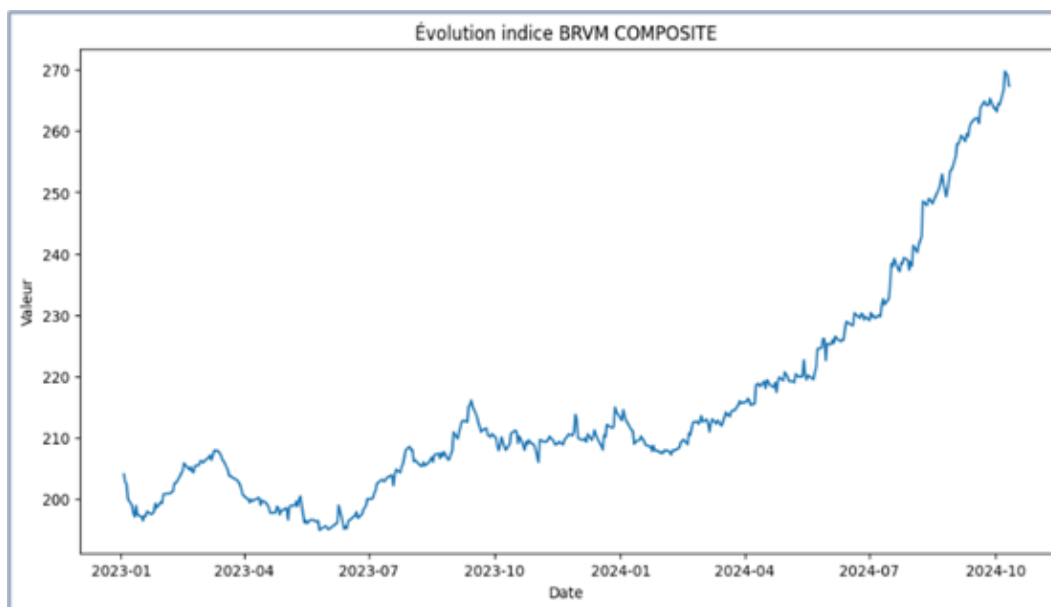
Cette étude vise à répondre aux questions de recherche suivantes :

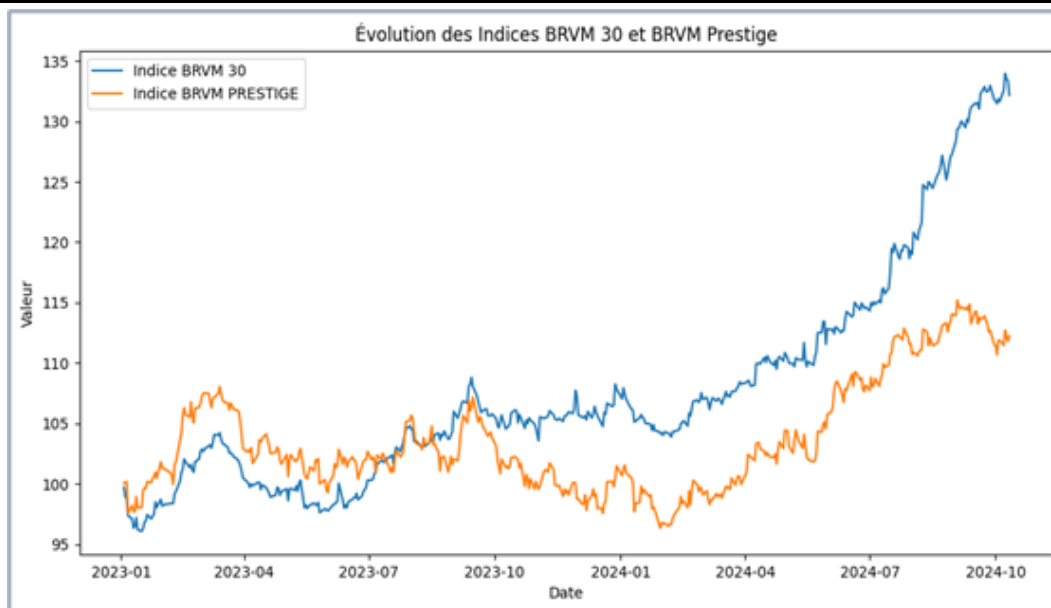
- Quelles sont les caractéristiques spécifiques de la volatilité des indices Composite, 30 et Prestige de la BRVM ?

- Les modèles GARCH et APARCH sont-ils également pertinents pour la prévision de ces indices ?
- Existe-t-il des différences significatives dans la prévisibilité des indices Composite, 30 et Prestige de la BRVM ?

La contribution de cette étude est double. Premièrement, elle fournit une analyse empirique des indices de la BRVM, qui est encore relativement peu explorée dans la littérature académique, enrichissant ainsi les connaissances sur les marchés financiers africains. Deuxièmement, elle permet d'orienter les investisseurs et les gestionnaires de portefeuille vers l'utilisation de modèles de prévision adaptés à la spécificité de chaque indice, dans le but d'améliorer la gestion du risque et la performance des portefeuilles.

La suite de cet article s'organise comme suit. La section suivante sera consacrée à une analyse de l'évolution des différents indices étudiés. Puis, la section 3 présentera une revue de la littérature portant sur la modélisation de la volatilité des indices boursiers. La section 4 détaillera la méthodologie adoptée, ainsi que les données utilisées pour mener cette étude. Les résultats de l'analyse empirique seront présentés et discutés dans la section 5. Enfin, la section 6 conclura cet article en synthétisant les principales conclusions, en exposant les implications de nos résultats, et en suggérant des perspectives pour de futures recherches.





3. Presentation Des Indices BRVM Composites, BRVM 30 ET BRVM Prestige

L'étude de l'évolution des indices BRVM Composite, BRVM 30 et BRVM Prestige, sur la période allant de janvier 2023 à octobre 2024, révèle des dynamiques distinctes qui méritent une analyse approfondie. Nous pouvons distinguer des phases spécifiques dans l'évolution de ces indices, chacune révélant des informations précieuses sur le comportement du marché.

L'analyse de l'indice BRVM Composite met en évidence trois phases clés :

- **Phase de Stabilisation Relative (Début 2023 – Début 2024)** : Durant cette première phase, l'indice a oscillé de manière modérée autour d'une valeur de 100. Cette stabilité suggère une période d'incertitude économique, où les forces haussières et baissières du marché semblaient s'équilibrer. L'absence de tendance claire indique une phase de consolidation ou d'attente de signaux plus forts.
- **Phase d'Ascension Progressive (Mi-2024)** : À partir de mi-2024, l'indice Composite a amorcé une tendance haussière marquée et continue. Cette phase reflète une amélioration notable de la confiance des investisseurs et des perspectives économiques, avec une demande accrue et l'anticipation de performances positives pour les entreprises cotées.
- **Phase d'Accélération de la Croissance (Fin 2024)** : La fin de la période est caractérisée par une accélération de la croissance de l'indice, signifiant un soutien croissant du marché par les fondamentaux économiques. Cette forte dynamique pourrait résulter d'une combinaison de facteurs, tels qu'un sentiment plus favorable des investisseurs et l'amélioration des indicateurs macroéconomiques.

L'analyse des indices BRVM 30 et BRVM Prestige révèle un jeu d'interactions plus complexe :

- **Parallélisme Initial (Début 2023 – Fin 2023)** : Au début de la période, les deux indices ont évolué de manière similaire, avec des fluctuations parallèles. Bien que l'indice BRVM 30 se maintienne légèrement supérieur en valeur, les deux courbes présentent un comportement relativement coordonné, avec des phases de hausses et de baisses partagées.
- **Divergence Progressive (à partir de Début 2024)** : Dès le début de l'année 2024, une divergence progressive est apparue. L'indice BRVM 30 a commencé à afficher une tendance haussière plus affirmée que celle de l'indice BRVM Prestige, signalant un changement dans la perception des investisseurs envers les actifs sous-jacents.
- **Progression Marquée de l'Indice BRVM 30 (à partir de Mi-2024)** : À partir du milieu de l'année 2024, l'indice BRVM 30 a connu une accélération significative de sa croissance, s'éloignant notablement de la trajectoire de l'indice Prestige. Cette forte dynamique suggère une préférence accrue pour les valeurs composant l'indice BRVM 30.
- **Croissance Plus Modérée et Fluctuante de l'Indice BRVM Prestige** : L'indice BRVM Prestige, bien que présentant une croissance, l'a fait de manière plus modérée et avec des fluctuations plus prononcées comparé à l'indice BRVM 30. Cela peut indiquer une sensibilité différente aux conditions de marché ou une composition sectorielle moins en phase avec les tendances globales.

Pour chaque indice, on observe également une accélération significative de la croissance en 2024 par rapport à 2023. Cela suggère une amélioration notable des conditions économiques et de l'attractivité du marché boursier régional. Le BRVM Composite, qui représente la performance globale du marché, a connu une forte hausse, passant d'une croissance modérée de 5,38% en 2023 à une croissance impressionnante de 24,83% en 2024. Cela indique une amélioration générale de la santé économique des entreprises cotées. L'indice des 30 entreprises les plus liquides, le BRVM 30, a montré la plus forte croissance en 2023 avec 7,85% et a maintenu une forte performance en 2024 avec 22,54%. Cela suggère que les grandes entreprises les plus échangées ont particulièrement bien performé. En 2023, le BRVM 30 a surperformé les autres indices, indiquant que les grandes entreprises ont mieux résisté ou profité des conditions de marché. En 2024, le BRVM Composite a légèrement dépassé le BRVM 30, signalant une croissance plus équilibrée sur l'ensemble du marché.

Ces chiffres s'expliquent par plusieurs facteurs :

- **Reprise économique postpandémique** : La sortie progressive de la crise sanitaire a stimulé la demande et relancé l'activité économique dans la zone UEMOA, soutenant ainsi les résultats des entreprises ;
- **Hausse des cours des matières premières** : La reprise économique a également entraîné une augmentation de la demande pour les matières premières, ce qui a soutenu les résultats des entreprises dans ce secteur ;

- Assouplissement des politiques monétaires : La BCEAO a maintenu une politique monétaire accommodante, avec des taux d'intérêt bas, favorisant ainsi l'investissement et la croissance.

Ces éléments combinés ont contribué à une performance robuste des indices boursiers, reflétant une économie en pleine reprise et un marché boursier attractif.

4. Theories De La Modelisation Des Indices Boursiers

La prévision des indices boursiers constitue un champ de recherche dynamique, où une variété de modèles a été mise en œuvre, allant des méthodes économétriques traditionnelles aux techniques modernes d'apprentissage automatique.

4.1 Les Modeles Autoregressifs Integres A Moyenne Mobile (ARIMA)

Les processus Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) constituent une classe de modèles statistiques largement utilisée pour l'analyse et la prévision de séries temporelles. Leur popularité découle de leur flexibilité, de leur interprétabilité et de leur capacité à capturer une variété de comportements temporels présents dans les données. Cette revue de littérature explore les fondements théoriques des processus ARIMA, leur application dans le domaine de la finance, ainsi que leurs forces et limitations. Le modèle ARIMA (p, d, q) est un processus généralisant les modèles autorégressifs (AR) et de moyenne mobile (MA). Il est caractérisé par trois paramètres :

- p : l'ordre de l'autorégression (AR), qui représente le nombre de valeurs passées de la série utilisées pour prédire la valeur actuelle ;
- d : l'ordre de l'intégration (I), qui correspond au nombre de différences nécessaires pour rendre la série stationnaire ;
- q : l'ordre de la moyenne mobile (MA), qui représente le nombre d'erreurs passées utilisées pour prédire la valeur actuelle.

L'équation de spécification d'un ARIMA (p,d,q) est le suivant :

$$(1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p)(1 - L)^d y_t = (1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q) \varepsilon_t \quad (1)$$

4.1.1 Stationnarité

Les processus ARIMA présupposent la stationnarité de la série temporelle, c'est-à-dire que ses propriétés statistiques (moyenne, variance) ne changent pas au cours du temps. Une série non stationnaire doit être transformée par différenciation (paramètre 'd') pour devenir stationnaire avant d'être modélisée par un ARIMA.

4.1.2 Identification et Estimation

L'identification des ordres p et q se fait généralement par l'analyse des fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF). L'estimation des paramètres du modèle se fait généralement par la méthode du maximum de vraisemblance.

Les modèles ARIMA sont des outils statistiques utilisés pour prédire l'évolution de données temporelles comme les indices boursiers. Ils explorent les liens entre les valeurs passées et présentes pour anticiper les tendances futures. Bien que simples à comprendre et largement utilisés, ils sont limités par des hypothèses rigides et peuvent ne pas s'adapter aux événements extrêmes ou aux marchés très volatils.

Les modèles ARIMA (p,d,q) sont relativement simples à comprendre et à mettre en œuvre, et leurs résultats sont faciles à interpréter. Ils peuvent être adaptés à une variété de données en ajustant les paramètres p, d et q. Ils peuvent fournir des prévisions précises lorsque les séries temporelles ont une structure linéaire et sont relativement stables. Mais ces modèles présentent plusieurs limites à savoir :

- **Hypothèse de Linéarité** : Les processus ARIMA supposent des relations linéaires entre les valeurs passées et actuelles, ce qui peut limiter leur performance dans les séries temporelles non linéaires ;
- **Difficulté à Capter la Volatilité** : Les processus ARIMA rencontrent des difficultés à capturer les phénomènes de volatilité, qui sont fréquents dans les marchés financiers ;
- **Sensibilité à la Stationnarité** : L'hypothèse de stationnarité est une limitation importante, car de nombreuses séries financières doivent être transformées avant d'être modélisées ;
- **Non-Prise en Compte des Chocs** : Ces modèles ne prennent pas en compte l'impact des événements exceptionnels ou des chocs, qui peuvent grandement affecter l'évolution des séries temporelles.

4.2 Les Modèles GARCH

Dans le domaine de la finance, la volatilité, mesurant l'ampleur des fluctuations des prix d'actifs, joue un rôle primordial dans la gestion des risques, l'évaluation des options, la construction de portefeuille et la prévision des rendements. La volatilité n'est pas constante dans le temps ; elle présente des périodes de forte activité suivies de périodes de calme. Cette caractéristique, connue sous le nom de « clustering de volatilité », a conduit à la nécessité de développer des modèles capables de capturer cette dynamique. Parmi les modèles les plus largement utilisés à cette fin, les modèles de type GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) se sont imposés comme des outils incontournables.

Les modèles GARCH ont été introduits par Bollerslev (1986), généralisant le modèle ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) proposé par Engle (1982). Le modèle ARCH reconnaît que la variance conditionnelle des erreurs, c'est-à-dire la volatilité, est une fonction de la taille des erreurs passées. En d'autres termes, il capture la tendance de la volatilité à se regrouper, les périodes de forte volatilité ayant tendance à être suivies par d'autres périodes de forte volatilité, et inversement.

Cependant, le modèle ARCH peut s'avérer trop restrictif, notamment en raison de son manque de flexibilité dans la modélisation de la persistance de la volatilité. C'est là qu'intervient le modèle GARCH, qui ajoute une composante autorégressive à la variance

conditionnelle. Le modèle GARCH (p, q) exprime la variance conditionnelle comme une combinaison linéaire des carrés des erreurs passées (composante ARCH) et des variances conditionnelles passées (composante GARCH). Cette généralisation permet de capturer la persistance de la volatilité plus efficacement que les modèles ARCH.

L'équation de spécification d'un GARCH (p,q) est le suivant :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \quad (2)$$

Où

σ_t^2 Mesure variance conditionnelle au temps t ;

ω Est une constante positive ;

α_i Sont des coefficients des termes ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ;

β_j Sont des coefficients des termes GARCH.

ε_t sont des résidu (innovation) au temps t.

4.3 Conditions de Stationnarité

Pour que le modèle GARCH(p,q) soit stationnaire, il faut que :

- $\omega > 0$
- $\alpha_i \geq 0$
- $\beta_j \geq 0$
- $\sum \alpha_i + \sum \beta_j < 1$

4.4 Interprétation

- ω Représente la variance conditionnelle de base, c'est-à-dire la variance lorsque les chocs passés sont nuls.
- α_i Mesure l'impact des chocs passés sur la volatilité actuelle. Un α_i élevé signifie que les chocs passés ont un impact important sur la volatilité future.
- β_j Mesure la persistance de la volatilité. Un β_j élevé signifie que la volatilité passée continue d'influencer la volatilité actuelle pendant une longue période.

4.5 Extensions des Modèles GARCH

Au fil des années, de nombreuses extensions du modèle GARCH ont été proposées pour surmonter certaines limitations :

- GARCH-M (GARCH-in-Mean) : Intègre la volatilité conditionnelle comme une variable explicative du rendement moyen.
- EGARCH (Exponential GARCH) : Permet de modéliser l'asymétrie de la volatilité, où les chocs négatifs ont un impact plus important sur la volatilité que les chocs positifs.
- TGARCH (Threshold GARCH) : Modélise les réactions différentes de la volatilité selon la nature (positive ou négative) des chocs.

- FIGARCH (Fractionally Integrated GARCH) : Tient compte de la longue mémoire de la volatilité, c'est-à-dire l'influence persistante des chocs passés sur la volatilité future.
- APARCH (Asymmetric Power ARCH): une généralisation du modèle ARCH, qui combine la capacité de modéliser des asymétries et d'utiliser une puissance alternative de l'erreur conditionnelle dans l'équation de la variance.

4.6 Les Réseaux De Neurones Artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent une famille de modèles d'apprentissage automatique, inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau humain. Ces modèles sont capables d'apprendre des motifs complexes à partir de données, ce qui en fait des outils puissants pour la modélisation et la prévision dans divers domaines, y compris la finance. Fondamentalement, un RNA est composé de plusieurs couches de neurones artificiels, également appelés nœuds, interconnectés par des liens pondérés. Un neurone artificiel reçoit des signaux d'entrée, les multiplie par des poids (coefficients), additionne les résultats et applique une fonction d'activation non linéaire pour générer une sortie. Les poids sont les paramètres du modèle qui sont ajustés pendant la phase d'apprentissage, afin de minimiser l'erreur entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles.

L'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) à la modélisation de séries temporelles financières a suscité un intérêt croissant ces dernières années. En raison de la nature complexe et dynamique des marchés financiers, les modèles statistiques traditionnels peuvent avoir du mal à capturer toutes les subtilités des données. Les RNA, grâce à leurs capacités d'apprentissage non-linéaire et d'adaptation, offrent une approche alternative prometteuse.

Par rapport aux modèles statistiques traditionnels tels que ARIMA, GARCH ou leurs variantes, les RNA offrent plusieurs avantages :

- Capacité à Capturer les Relations Non Linéaires : Les RNA peuvent modéliser des relations non linéaires complexes entre les variables, ce qui est souvent le cas dans les marchés financiers. Les modèles statistiques traditionnels, qui reposent généralement sur des hypothèses de linéarité, peuvent avoir du mal à capturer ces relations non-linéaires.
- Adaptation aux Données Complexes : Les RNA sont capables de s'adapter à des données complexes, hétérogènes et bruitées. Ils peuvent apprendre de grandes quantités de données sans avoir besoin de faire des hypothèses simplificatrices.
- Gestion des Problèmes de Grande Dimension : Les RNA peuvent traiter des problèmes de grande dimension, avec de nombreuses variables et de grands ensembles de données, sans compromettre significativement leur performance.
- Apprentissage Automatique des Caractéristiques : Les RNA peuvent apprendre de manière autonome les caractéristiques pertinentes des données. Contrairement aux modèles statistiques où la sélection des variables est souvent manuelle ou

guidée par la théorie, les RNA peuvent identifier les caractéristiques les plus importantes pour la prédiction, par le biais d'un processus d'apprentissage.

Cependant, les RNA présentent également certaines limitations et défis :

- **Besoin de Grandes Quantités de Données** : L'entraînement des RNA, en particulier les modèles profonds, nécessite de grandes quantités de données pour bien généraliser et éviter le surapprentissage. En finance, où les données peuvent parfois être rares ou coûteuses, cela peut être un obstacle.
- **Risque de Surapprentissage** : En raison de leur flexibilité, les RNA peuvent surapprendre les données d'entraînement et ne pas bien généraliser à de nouvelles données. L'utilisation de techniques de régularisation, comme le dropout, est souvent nécessaire pour éviter ce problème.
- **Difficulté d'Interprétation ("Boîte Noire")** : Les RNA sont souvent considérés comme des "boîtes noires", car il est difficile d'interpréter les relations qu'ils ont apprises et d'expliquer leurs prédictions. Cette difficulté peut rendre l'acceptation des prédictions des RNA plus difficile, en particulier dans les contextes où la transparence est importante.
- **Coût Computationnel** : L'entraînement des RNA, en particulier les modèles profonds, nécessite un important coût computationnel. L'utilisation de ressources de calcul haute performance (GPU) est souvent nécessaire.

4.7 Les Machines A Vecteurs De Support

Les SVM fonctionnent en construisant un hyperplan optimal dans un espace de données, dans le but de séparer les différentes classes (pour la classification) ou d'approximer une fonction (pour la régression). L'objectif principal est de maximiser la marge entre l'hyperplan et les points de données les plus proches, appelés vecteurs de support. Plusieurs études ont exploré l'utilisation des SVM pour la modélisation de la volatilité des marchés boursiers. Cependant, les SVM peuvent présenter certaines limitations : un choix inapproprié de la fonction noyau ou des paramètres peut impacter négativement leur performance, et leur entraînement sur de très grands ensembles de données peut être coûteux en temps de calcul. Le choix des paramètres reste donc un point critique de la performance de ce type de modèle.

4.8 Les Modèles Multifactoriels

Les modèles multifactoriels représentent une évolution significative dans l'analyse des rendements d'actifs financiers. Contrairement aux modèles à facteur unique, tels que le Capital Asset Pricing Model (CAPM), qui considèrent le bêta du marché comme le seul déterminant du risque et du rendement, les modèles multifactoriels postulent que les rendements sont influencés par une combinaison de plusieurs facteurs de risque. Ces facteurs peuvent être de nature macroéconomique, spécifique au marché, sectorielle ou liés au risque lui-même. La limitation des modèles monofactoriels réside dans leur incapacité à capturer la complexité des rendements observés sur les marchés, où de multiples dimensions influent simultanément sur les prix des actifs. C'est en réponse à

ces lacunes que la recherche s'est orientée vers des modèles multifactoriels, capables d'intégrer une plus large gamme de déterminants et d'offrir une représentation plus fidèle de la réalité des marchés financiers. L'objectif de ces modèles est de mieux expliquer et anticiper les fluctuations des rendements, en décomposant la variance totale en contributions de chaque facteur pertinent.

Malgré leur avancée par rapport aux modèles monofactoriels, les modèles multifactoriels ne sont pas exempts de défis et de limites qu'il convient de considérer. Le premier défi majeur réside dans le choix des facteurs à inclure. La sélection des facteurs pertinents peut être subjective et sujette à un biais de "data-mining", où des facteurs sont retenus en fonction de leur capacité à expliquer les données historiques, sans véritable justification théorique. De plus, la stabilité des facteurs dans le temps est une préoccupation constante. En effet, la pertinence de certains facteurs peut varier en fonction des conditions économiques et des changements structurels du marché, nécessitant une mise à jour régulière des modèles. Par ailleurs, la complexité des modèles multifactoriels est un obstacle. L'interprétation des résultats et l'identification des interactions entre les différents facteurs peuvent s'avérer délicates. Enfin, l'estimation des paramètres des modèles peut être complexe en raison de problèmes de multicollinéarité, où les facteurs de risque peuvent être fortement corrélés entre eux, rendant difficile la distinction de leur contribution individuelle au rendement. Ces défis soulignent la nécessité d'une approche rigoureuse et prudente dans l'utilisation des modèles multifactoriels.

5. Données Et Methodologie

Cette section présente les données utilisées dans cette étude ainsi que les modèles économétriques et les méthodes d'évaluation employés pour analyser et prévoir les indices de la BRVM.

5.1 Données

Les données utilisées dans cette recherche sont constituées des valeurs quotidiennes des indices boursiers de la Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM), à savoir l'indice composite, l'indice BRVM 30 et l'indice BRVM Prestige. Ces données ont été collectées directement à partir de la base de données officielle de la BRVM. La période d'analyse s'étend du lundi 02 Janvier 2023 au vendredi 11 octobre 2024. Cette période a été choisie pour capturer une fenêtre temporelle suffisamment large afin d'obtenir une estimation robuste et fiable des modèles économétriques, tout en tenant compte des potentielles périodes de volatilité du marché et des différents régimes.

Les variables utilisées dans cette étude sont :

- **BRVM_Composite** : Cet indice est un agrégat représentatif de l'ensemble des actions cotées à la BRVM. Il est utilisé comme référence pour évaluer la performance globale du marché boursier régional.

- **BRVM30** : Cet indice est composé des 30 actions les plus liquides du marché. Il est considéré comme un indicateur de la performance des actions les plus importantes et les plus activement négociées.
- **BRVM_Prestige** : Cet indice sélectionne un ensemble plus restreint d'entreprises, caractérisées par leur réputation et leur qualité. Il est donc supposé refléter le comportement des valeurs dites "premium" du marché.

Avant toute modélisation, une analyse descriptive a été conduite sur les séries temporelles des indices. Le Tableau 1 résume les statistiques descriptives clés, incluant la moyenne, l'écart-type, le minimum, le maximum, l'asymétrie (skewness) et l'aplatissement (kurtosis) pour chacun des indices. Ces statistiques permettent de mieux comprendre les caractéristiques des séries temporelles et leur distribution avant d'engager la modélisation.

Table 1: Statistiques descriptives des indices de la BRVM

Statistiques	BRVM_Composite	BRVM30	BRVM_Prestige
Moyenne	215,36	107,87	103,70
Écart-type	17,89	9,03	4,60
Minimum	194,89	96,07	96,33
Maximum	269,72	133,95	115,19
Asymétrie (Skewness)	1,46	1,36	0,83
Aplatissement (Kurtosis)	1,40	1,21	-0,26

Le Tableau 1 présente les statistiques descriptives qui nous permettent de comparer les caractéristiques des indices boursiers de la BRVM : l'indice Composite (BRVM_COM), l'indice BRVM 30 (BRVM30), et l'indice BRVM Prestige (BRVM_PREST).

En termes de dispersion, l'indice Composite (BRVM_COM) se distingue par sa volatilité la plus élevée, avec un écart-type de 17,89. Ceci suggère que ses valeurs ont tendance à s'écarter le plus de leur moyenne. L'indice BRVM30 présente une volatilité modérée, avec un écart-type de 9,03, indiquant une dispersion des valeurs plus faible que pour l'indice Composite. L'indice Prestige (BRVM_PREST) se caractérise par la volatilité la plus faible, avec un écart-type de 4,60, ce qui implique que ses valeurs sont plus concentrées autour de sa moyenne. En résumé, l'indice Composite est le plus volatil, suivi par l'indice BRVM30, tandis que l'indice Prestige est le moins volatil.

Les trois indices présentent une asymétrie positive, indiquant que leurs distributions sont étalées vers la droite, avec des queues droites plus longues. L'indice Composite (1,46) et l'indice BRVM30 (1,36) affichent des asymétries positives relativement élevées, suggérant une forte concentration des valeurs en dessous de la moyenne et la présence de quelques valeurs plus élevées. L'indice Prestige (0,83) présente également une asymétrie positive, mais de moindre intensité par rapport aux deux autres indices. Cela indique que même si sa distribution est asymétrique vers la droite, elle est moins prononcée et plus équilibrée que pour les autres indices. En d'autres termes, les valeurs extrêmes hautes sont moins fréquentes pour l'indice Prestige que pour l'indice Composite et BRVM30.

Concernant l'aplatissement, l'indice Composite (1,40) et l'indice BRVM 30 (1,21) ont des distributions leptokurtiques, avec des queues épaisses et des pics marqués. Cela signifie qu'ils ont une probabilité plus élevée de valeurs extrêmes et une concentration des valeurs autour de la moyenne, par rapport à une distribution normale. À l'opposé, l'indice Prestige (-0,26) présente une distribution platykurtique, avec des queues moins épaisses et un pic moins marqué, indiquant une dispersion plus uniforme de ses valeurs autour de la moyenne. Autrement dit, les valeurs de l'indice Prestige sont moins susceptibles de présenter des valeurs extrêmes que les deux autres indices, et sont réparties plus uniformément autour de la moyenne.

En synthèse, cette comparaison met en lumière les différences notables entre les indices. L'indice Composite se distingue par sa plus forte volatilité et la distribution la plus étalée avec un pic élevé, l'indice BRVM30 se positionne entre l'indice Composite et l'indice Prestige, avec une volatilité et une distribution modérée, et l'indice Prestige se caractérise par sa plus faible volatilité et sa distribution la plus régulière. Ces distinctions soulignent que les indices ne réagissent pas de la même manière aux dynamiques du marché.

6. Methodologie

Dans cette étude, nous nous concentrons sur la modélisation de la volatilité des indices de la BRVM en utilisant une approche basée sur les modèles GARCH et leurs extensions. Ces modèles sont particulièrement adaptés pour capturer les caractéristiques de volatilité observées dans les séries financières, telles que la persistance, les effets de levier et l'asymétrie. Ce modèle est caractérisé par les paramètres p et q qui représentent respectivement l'ordre des termes ARCH et l'ordre des termes GARCH. Un GARCH (1,1) est souvent suffisant pour capturer la dynamique de la volatilité.

Le choix de modèles GARCH et de ses extensions pour modéliser la volatilité des indices de la BRVM est justifié par plusieurs raisons :

- **Hétéroscédasticité Conditionnelle** : Les séries financières montrent souvent des périodes de forte et de faible volatilité. Les modèles GARCH sont conçus pour capturer cette hétéroscédasticité conditionnelle, un phénomène que les modèles linéaires ne prennent pas en compte.
- **Effets de Volatilité Regroupée** : La volatilité a tendance à se regrouper, ce qui signifie que des périodes de forte volatilité sont souvent suivies par d'autres périodes de forte volatilité et inversement. Les modèles GARCH capturent bien cette dynamique.
- **Effet de Levier et Asymétrie** : Les extensions du modèle GARCH, telles que le EGARCH et le GJR-GARCH, permettent de prendre en compte l'effet de levier (l'impact asymétrique des chocs positifs et négatifs sur la volatilité). Les mauvaises nouvelles ont souvent plus d'impact sur la volatilité que les bonnes nouvelles, ce que ces extensions permettent de modéliser.

Une fois les données préparées, les paramètres des modèles GARCH et extensions sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance (MV). L'estimation est effectuée séparément pour chaque indice boursier (composite, BRVM 30 et Prestige).

Après l'estimation, la sélection du meilleur modèle a été faite en se basant sur deux critères d'information importants :

- **Critère d'Information d'Akaike (AIC)** : Le critère d'information d'Akaike est une mesure de la qualité d'ajustement d'un modèle statistique, pénalisant l'ajout de paramètres. Plus sa valeur est faible, meilleur est le modèle.
- **Critère d'Information Bayésien (BIC)** : Le critère d'information bayésien est une mesure de la qualité d'ajustement d'un modèle statistique, pénalisant l'ajout de paramètres plus que le AIC. Plus sa valeur est faible, meilleur est le modèle.

Le modèle avec la valeur d'AIC et de BIC la plus faible est sélectionné comme étant le plus approprié pour chaque indice. Ce choix est justifié par le fait que ces critères permettent de faire un compromis entre la qualité de l'ajustement et la complexité du modèle, en évitant le surajustement. Les valeurs d'AIC et BIC nous permettent également de comparer les différents modèles entre eux.

Pour s'assurer de la fiabilité du modèle retenu, nous avons examiné ses résidus standardisés. Cette validation consiste à vérifier la normalité et l'absence d'autocorrélation.

Pour évaluer la performance des différents modèles, nous utiliserons les critères d'évaluation suivants :

- **Racine Carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE)** : Mesure la dispersion des erreurs de prédiction.
- **Erreur Absolue Moyenne (MAE)** : Mesure la moyenne des erreurs absolues de prédiction.

Les modèles qui génèrent les plus faibles RMSE et MAE seront considérés comme les plus performants.

Les analyses économétriques et la modélisation ont été réalisées en utilisant le langage de programmation Python, en particulier au sein de l'environnement Google Colab.

7. Resultats Et Discussion

Cette section présente les principaux résultats obtenus à partir de l'application des modèles de prévision aux indices composite, 30 et prestige de la BRVM. Nous allons détailler les paramètres estimés pour chaque modèle, leur significativité statistique, et les comparer.

7.1 Resultats Pour L'indice Composite

Tableau 2: Présentation des critères AIC et BIC
 après l'estimation du rendement de l'indice composite

	GARCH	EGARCH	GJR-GARCH	TGARCH	IGARCH	FIGARCH	NGARCH	QGARCH	APARCH
AIC	-3 385	-3 387	-3 383	-3 386	-3 385	-3 379	-3 383	-3 383	-3 385
BIC	-3 368	-3 371	-3 362	-3 365	-3 368	-3 358	-3 362	-3 362	-3 365

Bien que le modèle EGARCH ait initialement semblé prometteur pour modéliser la volatilité de notre indice composite, l'insignifiance statistique du paramètre d'asymétrie nous a conduit à explorer d'autres approches. Le modèle APARCH, bien que plus complexe, offre une flexibilité accrue pour capturer les dynamiques de la volatilité. Bien que les critères d'information AIC et BIC n'aient pas permis de distinguer clairement entre l'APARCH et le modèle GARCH standard, nous avons retenu l'APARCH en raison de sa meilleure adaptation aux caractéristiques spécifiques de nos données. Voici donc les résultats de l'APARCH :

```

Résultats pour APARCH:
      Constant Mean - Power ARCH Model Results
-----
Dep. Variable:      r_composite   R-squared:           0.000
Mean Model:        Constant Mean  Adj. R-squared:      0.000
Vol Model:         Power ARCH     Log-Likelihood:     1697.66
Distribution:      Normal         AIC:                -3385.32
Method:           Maximum Likelihood  BIC:                -3364.91
Date:             Mon, Oct 14 2024  No. Observations:   438
Time:             12:02:57         Df Residuals:       437
                                           Df Model:           1
                                           Mean Model
-----
              coef   std err      t      P>|t|     95.0% Conf. Int.
-----+-----
mu           5.7841e-04  2.320e-04    2.493  1.266e-02  [1.237e-04,1.033e-03]
-----+-----
              coef   std err      t      P>|t|     95.0% Conf. Int.
-----+-----
Volatility Model
omega       4.0667e-04  8.318e-05    4.889  1.015e-06  [2.436e-04,5.697e-04]
alpha[1]    0.0431  3.358e-02    1.285  0.199  [-2.268e-02, 0.109]
beta[1]     0.8903  5.406e-02   16.467  6.368e-61  [ 0.784, 0.996]
delta       0.9912  0.138       7.180  6.965e-13  [ 0.721, 1.262]
    
```

Figure 2: Résultats de l'estimation du modèle APARCH
 sur le rendement de l'indice Composite de la BVRM

Le modèle APARCH (1,1) appliqué aux données de l'indice BRVM Composite met en évidence plusieurs caractéristiques intéressantes de la volatilité des cours des actions. Tout d'abord, la moyenne des cours (μ) est positive, indiquant une tendance haussière à long terme. Ensuite, la volatilité de base (ω) est non nulle, ce qui signifie qu'il existe toujours un certain niveau d'incertitude inhérente, même en l'absence de chocs récents.

Les chocs passés ont un léger impact sur la volatilité future ($\alpha > 0$), mais cet effet est faible et non significatif statistiquement. En revanche, la volatilité passée exerce une influence considérable sur la volatilité présente ($\beta = 0,8903$), témoignant d'une forte persistance. De plus, l'effet de levier est très marqué ($\delta \approx 1$), les baisses de cours ayant un impact beaucoup plus important sur la volatilité que les hausses. Cela suggère que les investisseurs réagissent de manière asymétrique aux bonnes et mauvaises nouvelles, étant plus sensibles aux chocs négatifs.

7.2 Pour L'indice BRVM 30

Tableau 1 : Présentation des critères AIC et BIC
 après l'estimation du rendement de l'indice BRVM 30

	GARCH	EGARCH	GJR-GARCH	TGARCH	IGARCH	FIGARCH	NGARCH	QGARCH	APARCH
AIC	-3 326	-3 328	-3 323	-3 329	-3 326	-3 318	-3 323	-3 323	-3 324
BIC	-3 310	-3 311	-3 302	-3 309	-3 310	-3 298	-3 302	-3 302	-3 304

Les résultats de notre étude comparative indiquent que le modèle GARCH s'avère être le plus adapté pour rendre compte de la dynamique des rendements de l'indice BRVM 30. Les estimations obtenues sont les suivantes :

```

Résultats pour GARCH:
-----
                Constant Mean - GARCH Model Results
-----
Dep. Variable:          r_30      R-squared:                0.000
Mean Model:            Constant Mean  Adj. R-squared:           0.000
Vol Model:             GARCH        Log-Likelihood:          1666.95
Distribution:          Normal       AIC:                     -3325.91
Method:               Maximum Likelihood  BIC:                     -3309.58
Date:                 Mon, Oct 14 2024  No. Observations:       438
Time:                 12:36:53      Df Residuals:           437
                                          Df Model:                1
                                          Mean Model
-----
                coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
mu              6.4106e-04  7.409e-06  86.528  0.000  [6.265e-04,6.556e-04]
-----
                Volatility Model
-----
                coef      std err      t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----
omega           2.9098e-06  2.707e-10  1.075e+04  0.000  [2.909e-06,2.910e-06]
alpha[1]        1.0000e-02  3.074e-02   0.325   0.745  [-5.024e-02,7.024e-02]
beta[1]         0.8900     2.938e-02  30.292  1.463e-201  [ 0.832, 0.948]
    
```

Figure 4: Résultats de l'estimation du modèle GARCH
 sur le rendement de l'indice BVRM 30

Le modèle GARCH (1,1) appliqué aux données de l'indice BRVM 30 met en évidence plusieurs caractéristiques intéressantes de la volatilité des cours des actions. Tout d'abord, la moyenne des cours (μ) est positive, indiquant une tendance haussière à long terme. Ensuite, la volatilité de base (ω) est non nulle, ce qui signifie qu'il existe toujours un certain niveau d'incertitude inhérente, même en l'absence de chocs. Les chocs

passés ont un léger impact sur la volatilité future ($\alpha > 0$), mais cet effet est faible et non significatif statistiquement. En revanche, la volatilité passée exerce une influence considérable sur la volatilité présente ($\beta = 0,8900$), témoignant d'une forte persistance. Cela signifie que 89% de la volatilité d'aujourd'hui est expliquée par la volatilité d'hier créant ainsi une sorte de mémoire dans la série.

7.3 Pour Le BRVM Prestige

Tableau 2 : Présentation des critères AIC et BIC
 après l'estimation du rendement de l'indice BRVM prestige

	GARCH	EGARCH	GJR-GARCH	TGARCH	IGARCH	FIGARCH	NGARCH	QGARCH	APARCH
AIC	-3 088	-3 089	-3 086	-3 084	-3 088	-3 080	-3 086	-3 086	-3 087
BIC	-3 072	-3 073	-3 065	-3 063	-3 072	-3 059	-3 065	-3 065	-3 067

D'après nos analyses, le modèle GARCH est retenu comme le modèle de référence pour la modélisation de la volatilité de l'indice BRVM prestige. Les résultats sont présentés ci-dessous :

```

Résultats pour GARCH:
                          Constant Mean - GARCH Model Results
=====
Dep. Variable:            r_prestige      R-squared:                0.000
Mean Model:              Constant Mean   Adj. R-squared:          0.000
Vol Model:               GARCH           Log-Likelihood:         1548.09
Distribution:            Normal          AIC:                    -3088.18
Method:                  Maximum Likelihood BIC:                    -3071.85
Date:                    Mon, Oct 14 2024 No. Observations:       438
Time:                    12:40:45        Df Residuals:           437
                                          Df Model:                1
                                          Mean Model
=====
                    coef      std err          t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----+-----
mu                2.6183e-04  7.893e-06    33.172  2.739e-241 [2.464e-04,2.773e-04]
Volatility Model
=====
                    coef      std err          t      P>|t|      95.0% Conf. Int.
-----+-----
omega             5.0112e-06  2.516e-10   1.992e+04  0.000 [5.011e-06,5.012e-06]
alpha[1]          0.0100     2.720e-02    0.368    0.713 [-4.331e-02,6.331e-02]
beta[1]           0.8900     2.601e-02   34.224  1.065e-256 [ 0.839, 0.941]
=====
    
```

Figure 1: Résultats de l'estimation du modèle GARCH
 sur le rendement de l'indice BRVM Prestige

Le modèle GARCH (1,1) utilisé ici révèle une tendance haussière des cours de la BRVM ($\mu > 0$), une volatilité inconditionnelle positive et persistante ($\omega > 0$), un effet de levier modéré (α positif mais non significatif) et une forte autocorrélation de la volatilité ($\beta = 0,8900$).

8. Analyse Comparative Des Indices

Cette section compare les résultats des modèles GARCH (1,1) et APARCH (1,1) appliqués aux trois indices de la BRVM, en mettant en évidence les similitudes et les différences dans leur comportement et leur volatilité.

8.1 Similarités

- **Tendance haussière** : Les trois indices (BRVM Prestige, BRVM 30 et BRVM Composite) présentent une moyenne de cours (μ) positive, suggérant une tendance haussière à long terme sur le marché de la BRVM.
- **Volatilité inhérente** : Tous les indices montrent une volatilité de base (ω) non nulle, indiquant une incertitude inhérente persistante même en l'absence de chocs récents.
- **Forte persistance de la volatilité** : La forte autocorrélation de la volatilité, caractérisée par un coefficient β d'environ 0.89 (0.8900 pour BRVM Prestige et BRVM 30, 0.8903 pour BRVM Composite), est un trait commun. Cela suggère que la volatilité passée exerce une influence majeure sur la volatilité actuelle, créant une mémoire dans la série temporelle de chaque indice.

8.2 Différences

- **Effet de Levier** : Alors que l'effet de levier (α) n'est pas statistiquement significatif pour BRVM Prestige et BRVM 30, l'analyse révèle un effet de levier très marqué ($\delta \approx 1$) pour l'indice BRVM Composite. Ce résultat souligne un comportement asymétrique des investisseurs face aux mouvements de prix sur cet indice ; en effet, les baisses de cours ont un impact significativement plus fort sur la volatilité que les hausses, témoignant d'une réaction plus sensible aux mauvaises nouvelles.
- **Modèles de volatilité** : l'indice BRVM Composite montre une meilleure performance d'ajustement par un modèle APARCH (1,1) contrairement aux modèles GARCH (1,1) utilisés sur les indices BRVM 30 et Prestige.

En résumé, bien que tous les indices montrent une tendance haussière et une forte persistance de la volatilité, l'indice BRVM Composite se distingue par un effet de levier prononcé, impliquant une plus grande asymétrie dans la réponse de la volatilité aux fluctuations de prix. L'indice BRVM 30 et Prestige, quant à eux, montrent une volatilité plus symétrique bien que persistante.

9. Discussion Des Resultats

Cette section interprète les résultats comparatifs, discute de leurs implications et explore les pistes de recherche future.

9.1 Interprétation des Résultats

- **Tendance haussière** : La tendance haussière observée sur les trois indices corrobore l'idée d'un développement global du marché boursier de la BRVM sur la période étudiée. Cette tendance peut être attribuée à des facteurs macroéconomiques favorables, à une confiance accrue des investisseurs, ou à l'amélioration des performances des entreprises cotées.
- **Persistance de la volatilité** : La forte persistance de la volatilité, capturée par le coefficient β élevé, suggère que les chocs de volatilité ont des effets durables sur les indices de la BRVM. Ce phénomène, observé sur les trois indices, est un signe de la maturité du marché qui tend vers une "mémoire" de ses variations. Cette persistance appelle à la prudence lors de l'interprétation de la volatilité actuelle.
- **Effet de levier (BRVM Composite)** : L'effet de levier marqué observé pour l'indice BRVM Composite confirme l'idée que les investisseurs réagissent de manière asymétrique aux mauvaises nouvelles. Cette asymétrie doit être prise en compte par les gestionnaires de portefeuille, qui pourraient utiliser des modèles APARCH (1,1) afin d'anticiper plus précisément l'évolution de la volatilité. De ce fait, les modèles APARCH semblent mieux modéliser l'évolution de l'indice BRVM Composite que les modèles GARCH, plus adaptés aux indices BRVM 30 et Prestige.
- **Comportement différencié** : La différence de comportement de l'indice composite par rapport aux deux autres indices pourrait être liée à sa composition sectorielle. Cet indice, plus large, pourrait être plus sensible aux fluctuations du marché et aux mauvaises nouvelles.

9.2 Implications Pratiques et Théoriques

- **Gestion du risque** : Les résultats soulignent l'importance d'une gestion active du risque sur le marché de la BRVM. Les investisseurs doivent tenir compte de la persistance de la volatilité et de l'effet de levier (en particulier sur l'indice composite) pour prendre des décisions éclairées. Les modèles de volatilité utilisés peuvent être des outils très utiles pour estimer les niveaux futurs de risque.
- **Modélisation de la volatilité** : Nos résultats démontrent l'utilité de modèles tels que GARCH et APARCH pour modéliser la volatilité des indices de la BRVM. Nous recommandons aux gestionnaires de portefeuille et aux régulateurs de privilégier l'utilisation de ces modèles dans leurs analyses prévisionnelles et leurs prises de décision.
- **Efficiency du marché** : Nos résultats nuancent l'hypothèse d'efficience du marché, la persistance et l'effet de levier indiquant que les marchés de la BRVM ne sont pas totalement efficaces. Les marchés semblent "garder une mémoire" des chocs passés.

9.3 Limites de l'Étude

- La période étudiée pourrait ne pas refléter les conditions actuelles du marché.

- L'étude se concentre sur des modèles de volatilité spécifiques, d'autres modèles, incluant par exemple des facteurs macroéconomiques, pourraient apporter un éclairage différent.
- L'étude se limite aux trois indices principaux de la BRVM.

10. Conclusion

Cette étude a examiné la dynamique de volatilité des trois principaux indices de la Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM) : le BRVM Composite, le BRVM 30 et le BRVM Prestige. Notre analyse comparative, basée sur les modèles GARCH (1,1) et APARCH (1,1), a révélé plusieurs points importants. Premièrement, les trois indices présentent une tendance haussière sur la période étudiée, ce qui suggère un développement global du marché de la BRVM. Deuxièmement, nous avons observé une forte persistance de la volatilité pour tous les indices, indiquant une "mémoire" des chocs passés. Enfin, l'indice BRVM Composite s'est distingué par un effet de levier prononcé, impliquant une réponse asymétrique de la volatilité aux fluctuations de prix, contrairement aux indices BRVM 30 et Prestige où la volatilité semble plus symétrique.

Notre recherche visait à identifier les similitudes et les différences dans la modélisation de la volatilité de ces trois indices. Nous avons démontré que, bien que partageant des traits communs tels qu'une tendance haussière et une forte persistance de la volatilité, ces indices présentent des comportements distincts. L'indice BRVM Composite est mieux modélisé par un modèle APARCH (1,1), qui capture son effet de levier, tandis que les modèles GARCH (1,1) semblent plus appropriés pour les indices BRVM 30 et Prestige.

Les implications pratiques de nos résultats sont significatives pour la gestion du risque sur le marché de la BRVM. Les investisseurs doivent tenir compte de la persistance de la volatilité et de l'effet de levier, en particulier sur l'indice composite, pour prendre des décisions éclairées. Nos résultats soutiennent l'utilité de modèles tels que GARCH et APARCH pour modéliser la volatilité des indices de la BRVM, encourageant leur utilisation dans les analyses prévisionnelles et les prises de décision. Sur le plan théorique, nos conclusions nuancent l'hypothèse d'efficacité des marchés, la persistance de la volatilité et l'effet de levier démontrant que le marché de la BRVM n'est pas totalement efficace.

Cette étude a des limites, notamment la période étudiée et les modèles spécifiques de volatilité utilisés. De futures recherches pourraient explorer :

- L'impact de facteurs macroéconomiques sur la volatilité des indices de la BRVM.
- L'application d'autres modèles de volatilité plus avancés (par exemple, des modèles à volatilité stochastique).
- L'analyse de la dynamique de la volatilité à des échelles temporelles plus courtes.
- La comparaison avec d'autres indices boursiers africains ou émergents.

L'étude de la causalité entre la volatilité des différents indices et les autres variables financières et économiques. Ces recherches futures pourraient apporter des éclairages

additionnels sur le fonctionnement du marché de la BRVM et améliorer l'efficacité des stratégies d'investissement.

Conflict of Interest Statement

Les auteurs déclarent ne pas avoir de conflits d'intérêts.

About the Author(s)

Sinsin André Poussi, Ingénieur Statisticien Economiste, Google Advanced Data Analytics. Domaines d'expertise : économie, économétrie, statistiques, modélisation des données, finance.

Adresse e-mail : sapoussi@gmail.com

Bibliographie

Abdelhamid Djeflal (2012), « Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l'analyse des bases de données », Université Mohamed Khider – Biskra, <https://core.ac.uk/download/pdf/35403391.pdf>

Agnès Lagnoux « Cours de Séries Chronologiques » 53 pages, ISMAG, Master 1, https://www.math.univ-toulouse.fr/~lagnoux/Poly_SC.pdf.

André Poussi et Jules Dago (2017), « Modelling of the BRVM index » 26 Pages, Bibliothèque ENSEA.

Arthur Charpentier, « Cours De Series Temporelles Theorie Et Applications » 178 pages, ENSAE Paris, <https://www.math.u-bordeaux.fr/~hzhang/m2/st/TS1.pdf>

Claude Touzet (2016), « Les Reseaux De Neurones Artificiels, Introduction Au Connexionnisme » 130 pages, HAL Open Science, https://amu.hal.science/hal-01338010/file/Les_reseaux_de_neurones_artificiels.pdf

Hélène Hamisultane (2016), « Econometrie Des Series Temporelles » 25 pages, HAL option science, <https://shs.hal.science/cel-01261174/document>

Jean-Michel Zakoian, « Modèles GARCH et à volatilité stochastique » 80 pages, Université Lille 3 & CREST, https://dms.umontreal.ca/~royr/cours_GARCH_mars_2007/expocours_garch1Montreal.pdf

M. Viano et A. Philippe (2004), « Cours de Séries Temporelles » 67 pages, M. Viano et A. philippe, UFR Mathématiques pures et Appliquées.

Olivier Roustant (2007), « Modèle GARCH Application à la prévision de la volatilité » 23 pages, Ecole des Mines de St-Etienne, <https://olivier-roustant.fr/wp-content/uploads/2018/09/modele-garch.pdf>

Philippe Paquet (2019) « L'utilisation des réseaux de Neurones artificiels en finance » 26 Pages, HAL Option, <https://shs.hal.science/halshs-02096266/document>

Salim Lahmiri, « Information, Ondelettes, Réseaux De Neurones, Méthodes Numériques, Et Modélisation Et Prédiction Des Séries Temporelles Boursières : Une Étude Comparative » These De Doctorat.

WikiStat « Machines à vecteurs supports » 16 pages, WikiStat, <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-svm.pdf>

Yacine Akrouf (2014), « Prédiction De La Demande D'électricité Par Régression Linéaire Et Réseaux De Neurones Artificiels : Application Au Réseau De La Ville De Baie-Comeau » 122 Pages, Université Du Québec, <https://archipel.uqam.ca/6396/1/D2635.pdf>

Creative Commons licensing terms

Authors will retain copyright to their published articles agreeing that a Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0) terms will be applied to their work. Under the terms of this license, no permission is required from the author(s) or publisher for members of the community to copy, distribute, transmit or adapt the article content, providing a proper, prominent and unambiguous attribution to the authors in a manner that makes clear that the materials are being reused under permission of a Creative Commons License. Views, opinions and conclusions expressed in this research article are views, opinions and conclusions of the author(s). Open Access Publishing Group and European Journal of Economic and Financial Research shall not be responsible or answerable for any loss, damage or liability caused in relation to/arising out of conflict of interests, copyright violations and inappropriate or inaccurate use of any kind content related or integrated on the research work. All the published works are meeting the Open Access Publishing requirements and can be freely accessed, shared, modified, distributed and used in educational, commercial and non-commercial purposes under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).