

Analyse de l'effet du Covid-19 sur les marchés financiers africains : une approche multifractale

Abdoulaziz ALHASSANE GARBA et Adriana BURLEA-SCHIOPOIU

African Finance for Development Review

N° 2 – 2022

To cite the article :

Abdoulaziz, A.G & Adriana, B-S (2022), « Analyse de l'effet du Covid-19 sur les marchés financiers africains : une approche multifractale ». *African Finance for Development Review* 2 (1), 4-39.

Received: 13 September 2021 | Revised: 12 May 2022 | Accepted: 08 September 2022

Analyse de l'effet du Covid-19 sur les marchés financiers africains : une approche multifractale

Abdoulaziz ALHASSANE GARBAⁱ et Adriana BURLEA-SCHIOPOIUⁱⁱ

Résumé

L'objet de cet article est de tester le degré d'inefficience des marchés boursiers africains pendant la pandémie de Covid-19 sur les rendements des actions. L'originalité de cette recherche réside dans la méthodologie et la technique déployées. Dans le présent papier, nous combinons la méthode de fluctuation multifractale sans tendance avec les méthodes ARCH afin d'étudier l'effet de l'inefficience sur la volatilité des rendements boursiers africains. La recherche empirique porte sur cinq échantillons repartis dans les zones francophone (BRVMC), anglophone (GSE et NGSE) et arabophone (MASI et TUNINDEX) sur la période allant du 02/01/2019 au 20/11/2020. Les résultats montrent que la pandémie de Covid-19 a augmenté l'inefficience des marchés boursiers. De plus, elle a entraîné une augmentation de la volatilité de tous les indices, bien que celle du Nigeria ne soit observée qu'à partir d'une interaction entre le facteur d'inefficacité et la Covid-19. En particulier, nous constatons que le marché boursier du Ghana n'a pas montré d'excès de volatilité.

Mots clés : Covid-19, Efficience des marchés, Volatilité, MFDFA, GARCH et MCO.

ⁱUniversité Cheikh Anta Diop de Dakar, Sénégal ; Email : abdoulaziz.alhassanegarba@ucad.edu.sn

ⁱⁱ University of Craiova, AUF, Romania; Email: adriana.burlea@edu.ucv.ro

I. Introduction

Depuis décembre 2019 à nos jours, le monde est profondément touché par la pandémie mondiale du Coronavirus (Covid-19). L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) a été mise au courant de l'apparition d'une épidémie de pneumonie qui touchait uniquement la ville de Wuhan. L'appellation Covid-19 fût officialisée le 11 février 2020. Avec une vitesse de propagation à travers les pays du monde entraînant un accroissement de la fréquence de contamination et plusieurs cas de décès (ref : fig1 en annexe), l'épidémie à coronavirus est officiellement reconnue comme une pandémie le 11 mars 2020 par l'OMS. Outre la menace que cela représente pour la santé publique et le travail, la Covid-19 a occasionné des bouleversements économiques et sociaux qui menacent les moyens de subsistance et le bien-être à long terme de millions d'individus. Devant cette situation, les décideurs, les gouvernements, les employeurs et travailleurs jouent un rôle primordial dans la lutte contre la pandémie en garantissant la viabilité des entreprises et des emplois (en finançant les entreprises et octroyant des aides financières aux ménages) ainsi que la sécurité des personnes (en respectant la distanciation sociale, la limitation des déplacements à l'intérieur d'un même pays, la fermeture des frontières). Toutefois, il y a lieu de notifier que cette dernière n'a pas été sans conséquences pour les économies des pays. En effet, au-delà des conséquences sanitaires, les mesures engendrées par la pandémie actuelle ont eu des conséquences néfastes sur l'environnement socio-économique des pays entraînant une récession mondiale. A ce titre, la Commission Économique des Nations Unies pour l'Afrique (CEA), le Fonds Monétaire International (FMI) et la Banque Mondiale (BM) ont tiré la sonnette d'alarme dans une recherche réalisée, sur les graves conséquences économiques qu'engendrerait la pandémie sur les pays africains. Ainsi, ils estiment le risque d'une récession économique comprise entre -2,1% et -5,1% (FMI, 2020; Banque Mondiale, 2020) et une baisse du taux de croissance de 2,6% (CEA, 2020) essentiellement en raison de l'impact négatif de la pandémie sur le commerce mondial et ses rebondissements sur les économies africaines.

Même si le continent africain reste relativement moins touché par les conséquences de la pandémie en matière de cas de contamination et de décès comme l'illustre la figure (ref : figure 1 en annexe), il n'en demeure pas moins que son économie figure parmi les plus perturbées.

En ce qui concerne les marchés financiers on se rappelle qu'ils sont de nature sensible aux crises, pour preuve, la crise de 1929, la bulle de l'internet de 1990 ou 2000 et la crise des subprimes de 2008 ont été fatales pour les marchés boursiers. Aujourd'hui, avec la nouvelle

maladie à corona virus propagée dans le monde entier, les marchés financiers ont été à nouveau perturbés, provoquant ainsi une dépréciation des actifs financiers qui se traduit par une chute brusque pour la plupart des cours boursiers (voir réf : graphique 2). Une situation qui pourrait être favorable à une opportunité d'arbitrage, même si par ailleurs Fama (1991) ne partage pas le même point de vue, car pour sa part, vu que les marchés sont efficients un nombre restreint d'arbitragiste ne peuvent pas battre le marché, autrement dit les marchés restent efficients.

S'agissant de l'efficience des marchés, il y a lieu de mettre en évidence les travaux de Fama (1995) montrant que l'évolution des cours financiers est aléatoires, autrement dit, les cours suivent un mouvement brownien géométrique, qui traduit ainsi le concept de « l'efficience informationnelle des marchés ». Ainsi, dans une analyse approfondie des travaux portants sur les marchés financiers il ressort que les perturbations constatées sont dues à un mouvement fractal qui ont engendré des volatilités élevées à différents degrés (Hussein et al., 2020; Bianchi et al., 2013; Bianchi & Pianese, 2018a; Diallo & Mendy, 2019; Emna et al., 2020; Faheem et al., 2020; Laib et al., 2018; Miloş et al., 2020; Nawazish et al., 2020). Ainsi, pour les derniers auteurs la volatilité peut être considérée comme un indicateur de l'inefficience du marché tel que défendue par Shiller (1980).

Afin de répondre aux effets engendrés par la Covid-19 sur les économies de l'Afrique, certains auteurs (Kanu, 2020; Ozili, 2020; Renzaho, 2020) ont préconisé la mise en place des mesures d'atténuation et des politiques de riposte. Dans cette même dynamique de recherche de solutions pour atténuer les effets de la Covid-19 sur les économies de l'Afrique, en l'occurrence les marchés boursiers africains, nous voulons à travers cet article, analyser les effets du Covid-19 sur les marchés boursiers de l'Afrique. En d'autres termes, l'objectif de ce travail est d'analyser l'effet du Covid-19 sur les marchés financiers africains en utilisant la méthode fractale qui permet de mieux mesurer le degré d'inefficience.

Plus spécifiquement, il s'agit de mesurer :

- Le degré d'inefficience des marchés avant et durant la pandémie en utilisant l'analyse multifractale ;
- L'effet combiné de la pandémie du Covid19 et de l'inefficience sur la volatilité des indices boursiers africains.

Dans ce travail, les méthodes fractales ont été utilisées pour modéliser les rendements des principaux indices de cinq marchés africains repartis en zone francophone (BRVMC), anglophone (GSE et NGSE) et arabophone (MASI et TUNINDEX).

Au vu des éléments détaillés dans la littérature, peut-on continuer de croire uniquement à l'efficacité informationnelle des marchés tout le temps ?

À la lumière de la littérature abordée, il ressort que le niveau des applications empiriques sur les actifs boursiers en Afrique est faible, d'où la proposition de la présente recherche d'apporter une contribution nouvelle au gap de connaissance existante pour innover et améliorer. Il s'agit de la mise en application des méthodes telles que MFDFFA, permettant l'extraction et l'utilisation du facteur « inefficacité » représenté par la dynamique de l'exposant Hurst, susceptible d'expliquer les mouvements des marchés représentés par les volatilités des indices.

Dans la suite de notre travail le papier est structuré autour de quatre points. La section 1 traitera la revue de la littérature. La section 2 présentera les données et la méthodologie. La section 3 est consacrée à l'analyse empirique et la discussion. La section quatre conclura.

II. Revue de littérature

Longtemps bâtie autour de la théorie dont les piliers s'écoulent sur la maximisation de l'espérance de l'utilité, l'absence d'opportunité d'arbitrage et l'hypothèse d'efficacité des marchés. La littérature économique et financière est largement dominée par l'hypothèse d'efficacité des marchés (HEM) introduite par Fama (1991) : « les prix observés reflètent à chaque instant toute l'information disponible ». Partant de cette hypothèse, on comprend que détenir une information dans un marché efficace ne permet pas de procurer un gain supplémentaire dans le court terme. En plus, l'opportunité d'arbitrage n'existe pas. Suite au succès qu'elle a connu, la théorie de l'efficacité est acceptée par un nombre d'auteurs assez important. Pour eux, l'hypothèse d'efficacité des marchés reste et demeure solide, et même, elle constitue le noyau de la théorie financière moderne (Fama, 1991; Jensen et al., 1972; Lardic & Mignon, 2006a; Malkiel, 2003; Mishkin, 2010). El bouazizi (2018) analyse la relation entre efficacité et asymétrie d'information. Pour cela il considère un échantillon de 16 entreprises cotées à la bourse de Casablanca sur la période 2005-2014. Il utilise ainsi un modèle linéaire qui relie la rentabilité anormale à la fourchette de prix (mesure de l'asymétrie d'information). Ses résultats confirment la relation théorique entre les deux variables, une relation significativement positive est trouvée.

Khalid (2019) a étudié l'état d'efficacité du marché boursier marocain sous ces différentes formes, à travers un échantillon des valeurs mensuelles du MADEX sur la période comprise entre janvier 2013 et décembre 2015. Il a ensuite utilisé des statistiques paramétriques (Jarque Bera, 1980) et non paramétriques (Kolmogorov, 1933 ; Smirnov, 1939A, 1948 ; D&W, 1950,

1951), puis des tests économétriques. Il a abouti à la conclusion selon laquelle l'ensemble des tests paramétriques et non paramétriques permettent l'acceptation des hypothèses de normalité et de marche aléatoire. Le marché boursier marocain est efficient.

Lehal (2019) a évalué l'évolution de l'efficacité du marché financier marocain pour la période comprise entre le 02 janvier 2006 et le 10 septembre 2019. Il utilise ainsi les tests de Wild bootstrapping automatic variance ratio (choi,1999) et Automatic portemanteau sur les rendements journaliers de l'indice MASI avec la technique de l'échantillon mobile. Il arrive à la conclusion d'une efficacité évolutive selon un processus flexible entre efficacité et inefficacité.

Partant de cette dernière conclusion certains auteurs pensent de même que l'hypothèse d'efficacité informationnelle de marché ne tient pas dans sa globalité (Bouattour, 2012; Florin, 2005; Kamel & Mohamed, 2010; Lavigne & Legros, 2006; Levy & Akeb, 2016).

Pour Shiller (1988) on ne peut pas accepter l'hypothèse de l'efficacité informationnelle dans sa forme actuelle sans tenir compte du comportement des investisseurs qui parfois n'est pas totalement rationnel, mais qui permet à des investisseurs d'engranger des hyper-profits. Il est primordial dans les prises de décisions d'investissement en bourse de tenir compte du facteur comportement. C'est-à-dire une démarche prenant en compte le comportement des acteurs ou intervenants du marché pour pouvoir mieux prévoir les prix des actifs. Il y a aussi d'autres chercheurs qui pensent que les hypothèses (la rationalité des investisseurs, la gratuité de l'information, l'absence de coût de transaction et d'impôts de bourse, la libre circulation de l'information et la réaction instantanée des investisseurs, l'atomicité des investisseurs et la liquidité) qui sous-tendent la validité de l'efficacité informationnelle ne sont pas respectées par les marchés boursiers (De Bondt & Thaler, 1987). Pour preuve, on constate sur le comportement de certains marchés la présence de volatilité excessive qualifiée par Shiller (1980) d'exubérance irrationnelle, des anomalies telles que l'effet taille (Ibbotson & Siegel, 1984), la surréaction des marchés (Jegadeesh & Titman, 1993). On peut voir aussi l'effet PER (Basu, 1975), le délai d'ajustement du prix des actions aux nouvelles informations (Greenlaw et al., 2013), l'effet janvier (Reinganum, 1983), l'effet week-end (French, 1980), le comportement mimétique (Orléan, 2000), le biais d'excès de confiance des investisseurs (Garba, 2020) et le phénomène d'overshooting (Sène et al., 2021).

Del Lo et al (2022) ont évalué l'impact de la pandémie sur la volatilité des principaux marchés boursiers africains en utilisant un modèle de données de panel. Comme résultats, ils trouvent

que les marchés de l'Afrique ont été caractérisés par une volatilité accrue pendant la pandémie. Ainsi, les marchés semblent répondre aux chocs externes causés par la crise sanitaire, et l'activité du volume de recherche Google liée au virus COVID-19, qui est traitée ici comme un proxy pour la panique et la peur, est associée à une augmentation de la volatilité du marché d'environ 7%.

Khaled (2019) a étudié l'efficience informationnelle au sens faible sur le marché des actions algérien et la présence de biais psychologiques (excès de confiance). Il a pris comme échantillon les cours de clôture journaliers de l'indice DZAIRINDEX pour une période de janvier 2008 à mars 2017. Il conclue, grace au test de Ljung box (test d'autocorrélation), que les cours de l'indice DZAIRINDEX présentent une dépendance significative pour pratiquement toute la période d'étude, qui traduit l'absence d'un processus de marche aléatoire dans la série, donc une inefficience au sens faible. Il justifie cette inefficience par la présence d'un biais d'excès de confiance dans le comportement des investisseurs grâce au test de causalité bivariée au sens de Granger (1986).

Avoutou (2018) a essayé d'identifier les déterminants de l'efficience des marchés boursiers de l'Afrique et ce qui marginalise ces derniers par rapport aux places boursières des autres continents. Ainsi, il a pris comme échantillon les rentabilités journalières de l'année 2017 des indices principaux de 58 marchés boursiers des 5 continents. Il a, au préalable, testé l'efficience de ces différents marchés boursiers à travers le test d'autocorrélation sérielle. Il arrive à la conclusion que les bourses africaines sont marginalisées par rapport aux autres bourses en termes d'efficience. En effet, sur 15 marchés boursiers africains seuls 3 sont efficaces.

En mettant en relief les résultats tirés des travaux de Mandelbrot (2013) il ressort que les fractales et le monde boursier sont étroitement liés. Cette dernière application à la bourse laisse donc *entrevoir que le comportement du marché dans le passé a une influence sur celui à venir*. La dépendance reliant le prix au temps est caractérisée selon une échelle de 1 à 2. Plus la dimension fractale s'approche de 1, plus il est possible de faire une prévision à long terme, tandis que, plus cette dimension tend vers 2 moins les prévisions faites grâce aux fractales sont exactes. Appuyé par Lardic & Mignon (2006b) qui trouvent dans les travaux empiriques utilisant les méthodes fractales que le « Hurst exposant est supérieur à 0,5 ». Ce dernier résultat traduit ainsi une série à mémoire longue, c'est-à-dire qu'il y a la présence d'autocorrélation positive. Le même constat s'observe sur le marché de la BRVM lorsque dans les recherches récentes sur la validation de l'hypothèse de l'efficience informationnelle faible avec l'indice BRVM10, Diallo & Mendy (2019) trouvent que le marché a un caractère multifractal, ce qui

rend ainsi la persistance dynamique du choc face à une petite fluctuation. Dans un autre cas on a Cochrane (1991) et Cochrane (2005) qui a montré que la variation de taux d'escompte peut en effet expliquer la majeure partie de la volatilité excessive des indices boursiers.

En se référant à l'analyse graphique des séries de cours boursiers, il ressort que les courbes de densité des séries financières mettent en évidence certaines caractéristiques de types multifractales en période instable. On peut citer entre autres l'asymétrie, les queues lourdes et les allures des courbes de densité qui sont plus pointues que la normale ainsi que la formation des groupes le long des processus stationnaires (volatilités groupées ou, en anglais, clustering). Des ces phénomènes sont observés pour la plupart dans les périodes de crise telles que, les plus connues, la crise économique de 1929, la bulle internet de 1990-2000, les crises financières causées par des bulles spéculatives en 2008, et plus tard, la pandémie de la Covid-19 en 2019 qui risquerait d'engendrer une crise économique. Par ailleurs, les mêmes constats fait par Cajueiro & Tabak (2009) et Faheem et al. (2020) sur les données financières.

Partant des travaux anciens de Mandelbrot & Van Ness (1968) sur les caractéristiques multifractales des cours boursiers, il y a les analyses de Han et al. (2019) dont la conclusion sur les causes du comportement multifractal sont de deux : la corrélation à long terme pour les processus à petites et grandes fluctuations et es queues de distribution lourdes. Ensuite, nous avons les travaux de Mattera & Di Sciorio (2020) qui ont utilisé la méthode multifractale sur les options européennes (vanilles). Ils ont conclu sur le rejet de la théorie de l'efficience des marchés pour cause des faits stylisés observés (la normalité, l'asymétrie et aussi la présence des volatilités clusters) montrant clairement la déviation de l'HEM. Avec Li et al. (2017) on constate que la forme fractale du processus est caractérisée par la fonction Spectrum multifractale et le q-ordre Hurst exposant ($H(q)$). Par la suite, les mêmes constats sont faits par d'autres auteurs (Hussein et al., 2020; Bianchi et al., 2013; Bianchi & Pianese, 2018a; Diallo & Mendy, 2019; Emna et al., 2020; Faheem et al., 2020; Laib et al., 2018; Miloş et al., 2020; Nawazish et al., 2020; Pleşoianu et al., 2012).

Au regard des conclusions tirées par les deux camps de chercheurs il ressort que la théorie d'efficience informationnelle n'est pas acceptée à l'unanimité, car très controversé aussi bien sur le plan théorique qu'empirique. Acceptée d'une autre part car les cours boursiers suivent une marche aléatoire d'où efficience informationnelle de marché (Fama, 1991). Rejeté d'autre part vu qu'il est irréaliste voire extrême à cause des anomalies de marché remarquées, d'où l'inefficience informationnelle des marchés (Chiras & Manaster, 1978; Shiller, 2000).

Pour notre part, nous allons adapter nos travaux sur la théorie de Shiller (1988), C'est-à-dire nous focaliser sur la prise en compte du comportement humain dans les variations des cours boursiers. D'une autre manière, c'est d'expliquer l'ampleur des variations des cours du marché à travers la présence de volatilité et ses persistances dues à des perturbations.

Comme la théorie de l'efficacité informationnelle des marchés a fait l'objet de critique à cause des anomalies constatées (les marchés peuvent parfois être caractérisés par le phénomène de volatilité), peut-on se poser la question : « peut-on encore croire à l'efficacité des marchés ? (Albouy, 2005)».

III. Données et méthodologie

Dans cette partie, nous allons d'abord analyser les faits stylisés, puis constituer l'échantillon sur lequel porte l'étude, ensuite dégager la méthodologie.

1. Analyse des faits stylisés

En Afrique on dénombre 27 places boursières (JSE, NSGE, GSE, BRVM, BVMAC, etc.) qui totalisent près de 1535 milliards de dollars, soit 65% du PIB du continent selon l'ASEA (Association des Bourses Africaines). Selon les statistiques relatives à chaque bourse, les capitalisations boursières ont concerné les bourses de l'UEMOA (5,90857 Milliards d'euro), du Maroc (52,05369 milliards d'euro), du Nigeria (38,96 milliards d'euro), du Ghana (7,68461 milliards d'euro) et de la Tunisie (6,88 milliards d'euro). Car ces dernières bourses constituent nos champs d'application.

2. Données

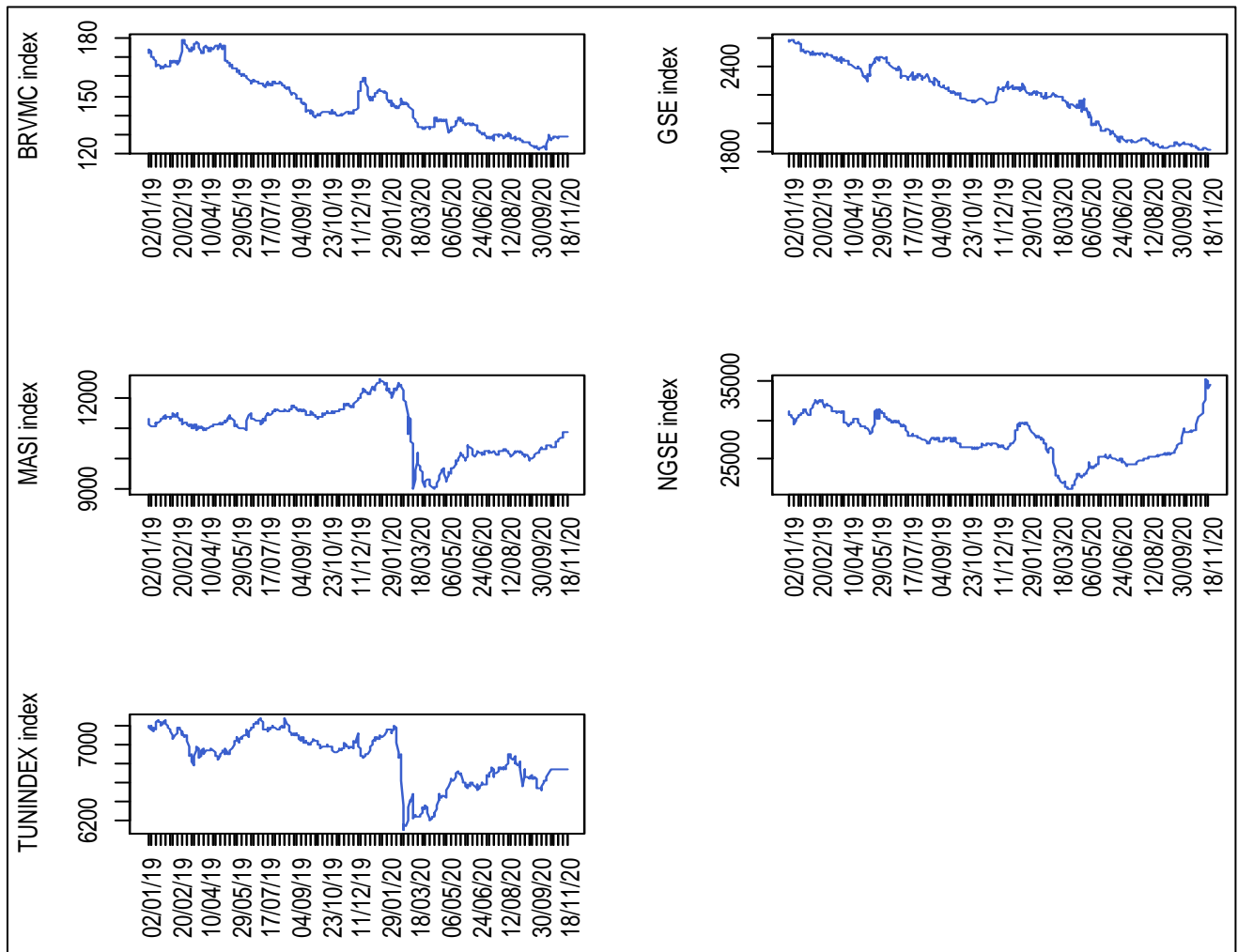
Les données sont constituées des principaux indices boursiers des cinq marchés choisis selon la zone, anglophone (GSE, NGSE), arabophone (MASI, TUNINDEX) et francophone (BRVMC). La période choisie va du 1^{er} janvier 2019 au 20 novembre 2020 (recueillies sur le site³). Le choix de la zone permet de vérifier au passage la ou lesquelles des bourses s'est (sont) mieux comportée (s) face au choc. Comme arbitre, les bourses de la zone arabophone sont ajoutées. Par ailleurs, on apprend d'après les conclusions de (Piesse & Hearn, 2002), la plupart des marchés africains francophones sont mieux structurés du point de vue de réglementation et de bonne gouvernance des firmes que les marchés anglophones.

La figure 1 (en réf. Annexe) nous montre que la plupart des indices ont brusquement chuté dans la deuxième période qui coïncide avec la pandémie de Covid-19. Aussi, on remarque que les

³ <https://www.ilboursa.com>

dates de ruptures varient d’une bourse à l’autre. En effet, les marchés boursiers des pays arabes ont été gravement touchés comme le montre les indices MASI et TUNINDEX. Ces derniers cas peuvent s’expliquer par le nombre de cas de Covid-19 enregistré au Maroc (720256), et en Tunisie (616764). Contrairement aux pays de l’Afrique subsaharienne dans lesquels on note des faibles enregistrements des cas tels que le Ghana (109022), le Nigeria (179118) et ou l’UEMOA (185482).

Figure 1 : Courbes d’évolution des différents indices dans le temps



Source : auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

En testant les indices NGSE et TUNINDEX, on remarque que les allures des courbes sont aussi plus pointues que celles de la loi normale. Ce qui dénote dans l’ensemble qu’on est en présence des séries qui ne sont pas normales, c’est-à-dire des séries à processus multifractals.

3. Méthodologie

Concernant la partie méthodologie, nous allons tout d'abord calculer le rendement logarithmique pour chaque indice, ensuite extraire la composante résiduelle en utilisant la méthode *Seasonal and Trend decomposition using Loess (STL)* de (Robert et al., 1990), puis appliquer la méthode MF-DFA pour extraire la dynamique du Hurst exposant qu'on nomme « facteur inefficent ». Enfin, la méthode GARCH sera utilisée pour extraire la volatilité qu'on estime en fonction de l'inefficience.

a. Calcul du rendement logarithmique

Avant d'introduire le rendement dans les modèles des équations à venir, calculons d'abord les taux de rendement journalier de chaque indice par la différence entre les logarithmes népériens de deux cours boursiers consécutifs des actions (Fama & French, 1993), soit :

$$r_{it} = \ln P_i(t) - \ln P_i(t - \Delta t) \quad (1)$$

avec

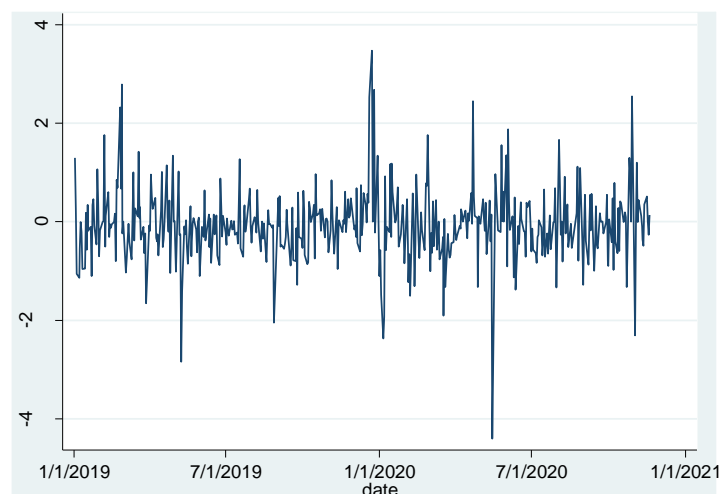
r_{it} = le rendement de l'indice i au temps t ;

P_{it} et P_{it-1} = respectivement les indices, à l'instant t et $t-1$;

\ln : le logarithme népérien.

Δt : Intervalle de temps qui est jour.

Figure 2: La courbe du rendement boursier (cas de la BRVM)



Source : auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

D'après la figure 2, on constate que le rendement est stationnaire, variant autour de zéro. C'est le cas aussi des autres indices boursiers. Donc peuvent être estimés avec le modèle convenable ou utilisé pour des fins de modélisation.

b. Extraction de la composante résiduelle par la méthode STL

Avant d'obtenir la composante aléatoire qui est utilisée dans la modélisation, il faut l'extraire d'abord dans la série du rendement des indices bruts décomposées en composante tendancielle, aléatoire et saisonnière. Cette dernière technique est connue sous le nom de *Seasonal and Trend decomposition using Loess (STL)* de (Robert et al., 1990). Rappelons au passage qu'il y a aussi d'autres méthodes telles que celle de (Olivier, 2004) qui propose différentes techniques selon que l'approche soit paramétrique, semi-paramétrique ou non paramétrique. Pour utiliser ces méthodes il faut au préalable que les données soient de longueur (nombre d'années) d'au moins trois ans. Ainsi, dans notre cas, certes, certaines dimensions dépassent trois ans, mais d'autres ne dépassent guère deux ans. Dans ce cas de figure, nous allons appliquer la méthode STL pour certaines séries qui sont adaptées et utiliser simplement le rendement logarithmique en lieu et place de la composante aléatoire pour les autres séries non adaptées.

La formule STL est donnée en équation (2) :

$$\begin{aligned} r_i(t) &= T_i + S_i + R_i \\ R_i &= r_i(t) - (T_i + S_i) \end{aligned} \quad (2)$$

avec R_i : la composante aléatoire ; T_i : la composante tendancielle et S_i : la composante saisonnière.

Pour les séries dont les rendements sont pris en compte les stationnarités ont été testées par Dickey & Fuller (1981) puis par Phillips & Perron (1988). On a constaté que tous les rendements sont stationnaires à niveau au seuil de 1% (voir en annexe : tableau 5).

Nous allons par la suite suivre plusieurs étapes pour la réalisation de la méthode multifractale composée de la procédure DFA classique et MF-DFA généralisée.

c. Calcul de la dynamique de Hurst exposant par la méthode MF-DFA

La procédure FA multifractale généralisée (MF-DFA) se compose de cinq étapes. Les trois dernières étapes sont essentiellement identiques à la procédure DFA classique voir, par exemple, (Kantelhardt et al., 2002). Supposons que R_i est une série de longueur N (nombre d'observation), et que cette série a un support compact. Le support est défini comme l'ensemble

des indices t avec des valeurs non nulles R_t , et il est compact si $R_t = 0$ pour une fraction insignifiante de la série seulement. La valeur de $R_t = 0$ est interprétée comme n'ayant aucune valeur à cet indice t . Notez que nous analysons les séries temporelles comme des structures unidimensionnelles avec des valeurs attribuées à chaque point et nous considérons le caractère multifractal de ces valeurs. Comme les séries temporelles réelles ont toujours une longueur finie N , nous voulons explicitement déterminer le comportement multifractal des séries finies.

Etape 1 : détermination du profil par le calcul des séries X_k

$$X_k = \sum_{t=1}^k (R_t - \bar{R}) \quad (3)$$

avec \bar{R} la moyenne de la série de R_t et $k = 1, \dots, N$

Ainsi, avec la méthode de (Ihlen, 2012), il faut d'abord vérifier le degré de Hurst exposant (H) en utilisant aussi la méthode DFA. Nous avons les décisions suivantes si :

- $H < 0.2$: on effectue l'équation (3);
- $0.2 < H < 0.8$ ou $0.8 < H < 1.2$: pas de conversion, c'est-à-dire $X_k = R_t$;
- $1.2 < H < 1.8$: conversion du signal par une différence simple, c'est-à-dire $X_k = \text{diff}(R_t)$;
- $H > 1.8$: conversion du signal par une différence double, c'est-à-dire $X_k = \text{diff}(\text{diff}(R_t))$.

Etape 2 : Calcul des segments N_s en divisant le profil X_k en $\left[\frac{N}{s} \right]$

On divise le profil X_k en $N_s \equiv \left[N / s \right]$ segments non chevauchants de longueur égale à s . c'est-à-dire que la série doit être multiple de s . Souvent, la longueur N de la série n'est pas un multiple de l'échelle de temps considérée s'il peut rester une courte partie à la fin du profil. Afin de ne pas négliger cette partie de la série, la même procédure est répétée en commençant par l'extrémité opposée, après on obtient ainsi $2N_s$ segments au total. Aussi, pour choisir q et m , il faut que N_s soit supérieur à m et $N = 2N_s$. Même si on sait qu'il n'y a pas de consensus dans le choix des paramètres m et s à un certain égard, cependant il faut juste être prudent du fait que le traitement des données de moins de 1000 observations par exemple diffère de celui qui dépasse 1000.

Suivant la précédente méthode, on note par ailleurs que (Peng et al., 1994) ont commencé par l'initialisation à $10 < s < \frac{N_s}{5}$, avec au total $2N_s$. Puis avec (Ihlen, 2012) on apprend que le nombre de fenêtre doit être supérieur à 10 (règle de Tumb). Alors que pour le cas de (Laib et al., 2018) il faut juste varier le nombre de segments, m ($m=1,2,3,\dots$).

Etape 3 : Calcul de la tendance locale de chacun des segments $2N_s$ au K^{ieme} prévision polynomiale.

Après avoir calculé la tendance locale pour les échantillons par un ajustement de la série en utilisant la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO), on détermine ensuite une variance dans deux cas d'équations (Eq.4 et Eq.5) qui sont donnée par les deux formules suivantes :

$$F^2(s, m) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s \{X[(m-1)s + j] - x_m(j)\}^2 \quad (4)$$

En considérant que le nombre de segments $m=1$ et $m=N_s$.

Si en revanche le nombre de segments changent à nouveau à $m=N_{s+1}$ et $m=2N_s$ on aura la formule (5) :

$$F^2(s, m) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s \{X[N - (m - N_s)s + j] - x_m(j)\}^2 \quad (5)$$

Etape 4 : Calcul de la fonction de fluctuation d'ordre q en faisant la moyenne de tous les segments $m=1,2,\dots,2N_s$.

Dans les équations (4) et (5) $x_m(j)$ représente les ajustements des segments du polynôme.

L'estimation de la fonction fluctuation de l'ordre de q^{ieme} est donnée par :

$$F^2_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_m^{2N_s} F^2(s, m)^{q/2} \right\}^{1/q} \quad (6)$$

$\forall q \neq 0$

Lorsque $q=0$

$$F_0(s) = \exp \left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{m=1}^{2N_s} \ln [F^2(s, m)] \right\} \square s^{h(0)} \quad (7)$$

Le paramètre q nous permet de distinguer un segment à grande fluctuation à celui de petite fluctuation.

On retient que pour des valeurs $q < 0$ nous obtenons des segments dans lesquels on constate des petites fluctuations.

Pour $q = 2$, on retrouve la procédure DFA standard. Et $F_q(s)$ est une fonction croissante de l'échelle de temps s .

Étape 5 : Détermination du comportement d'échelle des fonctions de fluctuation en analysant les tracés log-log $F_q(s)$ en fonction de s pour chaque valeur de q .

On cherche à ce niveau la relation entre $F_q(s)$ et $s^{h(q)}$ qui est donnée par l'équation (8) :

$$F_q(s) \propto S^{h(q)} \quad (8)$$

L'expression de la structure fractale ($h(q)$) est obtenue en prenant le logarithme des deux membres de l'équation (8). Son estimation est obtenue par la méthode des moindres carrés ordinaires. La formule est la suivante :

$$\ln(F_q(s)) = h(q) \ln(s) \quad (9)$$

$\ln F_q(s)$ est une fonction linéaire de l'exposant de Hurst $h(q)$ qui décrit la structure fractale de la série temporelle. C'est aussi un indicateur de mesure du degré d'efficacité des marchés qui indique la prévisibilité d'une série chronologique (Ammy-Driss & Garcin, 2020). Pour les séries multifractales $h(q)$ décrit le comportement de la fenêtre du segment avec une grande (ou petite) fluctuation lorsque q est positive (ou négative). En générale, on identifie les séries multifractales par les caractéristiques telles que les $h(q)$ à petites valeurs avec $q > 0$.

Ainsi, les valeurs estimées de $h(q)$ par la méthode MF DFA s'obtiennent avec la fonction exposant de Renyi $\tau(q)$ définie à partir de l'équation (10) :

$$\tau(q) = qh(q) - 1 \quad (10)$$

Si l'exposant multifractal $\tau(q)$ est une fonction non linéaire de q , la série temporelle a une nature multifractale (Pleşoiianu et al., 2012). Or, dans la plupart des cas la forme de $\tau(q)$ est strictement concave, ce qui confirme le caractère multifractal de la série.

Partant de l'équation (9) on peut aussi calculer l'intensité de singularité $h(q)$ et du spectre $D(q)$ via la transformé de Legendre, on aura l'équation suivante :

$$\begin{aligned}
 h(q) &= \frac{d\tau(q)}{dq} = h(q) - qh'(q) \\
 D(q) &= qhq - \tau(q) = 1 + q[\alpha - h(q)]
 \end{aligned}
 \quad (11)$$

Ainsi, $D(q)$ décrit la dimension fractale de l'ensemble formé par tous les points qui partagent le même exposant de singularité $h(q)$.

Le niveau d'appréciation des valeurs de $h(q)$ est calculé par $\Delta h = h(q_{\min}) - h(q_{\max})$, la largeur du spectre multifractal. Ainsi, $h(q)$ est une fonction décroissante de q et une valeur Δh élevée indique la présence d'un comportement multifractal élevée de la série (Cajueiro & Tabak, 2009).

En utilisant l'asymétrie (A), on peut aussi mesurer les caractères multifractals du comportement de la série (Laib et al., 2018).

Le calcul de la symétrie à travers le spectre multifractal par un polynôme d'ordre m est donné par :

$$\begin{aligned}
 w &= (\alpha_2 - \alpha_1), \\
 \text{avec} \\
 \alpha_2 &> \alpha_1
 \end{aligned}
 \quad (12)$$

w est la largeur ou la mesure quantitative du spectre multifractal.

On peut aussi calculer d'une autre manière les caractéristiques de forme (l'asymétrie) multifractale.

$$A = \frac{(\alpha_0 - \alpha_1)}{(\alpha_2 - \alpha_1)} \quad (13)$$

$A = 1$: symétrie de la multifractale.

$A < 1$: symétrie étalée vers gauche (dominance de fluctuation faible).

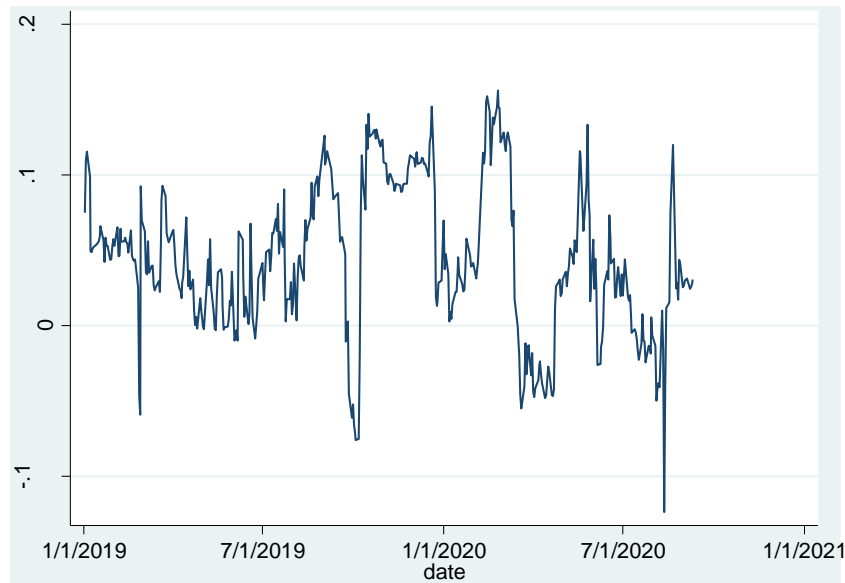
$A > 1$: symétrie étalée vers la droite –dominance d'une fluctuation forte).

Par la suite, nous utilisons la dynamique $h(q)$ développée et déployée par (Bianchi & Pianese, 2018b; Mattera & Di Sciorio, 2020) pour calculer l'inefficience donnée par la formule suivante :

$$I(t) = 0.5 - H(t) \quad (14)$$

avec $I(t)$: l'inefficience ; et $H(t)$: la dynamique de l'exposant de Hurst.

Figure 3 : Courbe de l'inefficience (cas de la BRVM).



Source : Auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020

d. Extraction de la volatilité par la méthode GARCH

Comme le modèle GARCH est plus parcimonieux que le modèle ARCH et que les résultats des estimations montrent que les séries sont des modèles GARCH ou EGARCH (dérivé de GARCH), les deux modèles sont utilisés pour estimer les volatilités des rendements des indices des différents marchés. Il s'agit d'une version généralisée du modèle ARCH, proposée par (Bollerslev, 1986). Dans ce modèle, la variance conditionnelle h des chocs c , à une date donnée, est exprimée en fonction d'une combinaison linéaire de ses valeurs passées et des carrés des chocs passés, soit :

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i z_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (15)$$

Où α et β sont des paramètres positifs et que $\alpha + \beta < 1$. Pour le terme $(z_t : t \geq 0)$, un processus stochastique avec i.i.d. Dans son recherche empirique, (Bollerslev, 1986) a appliqué son modèle pour mesurer l'incertitude inflationniste aux Etats-Unis durant la période 1948-1983.

e. Spécification des modèles utilisés pour les estimations

Ici, nous allons utiliser la méthode MCO pour estimer les coefficients.

Premièrement nous allons considérer le modèle suivant :

$$\ln(\sigma_t) = \alpha + \beta I(t) + \varepsilon_t \quad (16)$$

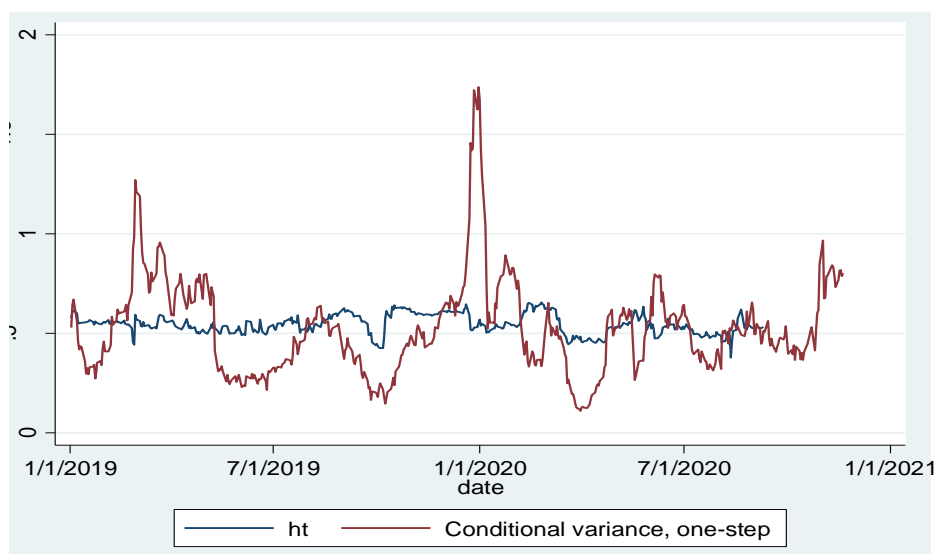
Où σ_t est le logarithme de la volatilité conditionnelle quotidienne obtenue à partir d'un GARCH (1,1), et EGARCH (1,1) ; $I(t)$ la mesure de l'inefficience définie en équation(14) et ε_t le terme d'erreur.

L'équation (16) est estimée par les MCO avant et après le choc. Nous comparons d'abord le pouvoir explicatif en termes de R2 des deux régressions, puis nous comparons les valeurs ajustées de l'équation (16) avec la valeur empirique en calculant l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM). Puis, nous étudions également la relation suivante :

$$\ln(\sigma_t) = \alpha + \beta I(t) + \gamma D + \delta I(t) * D + \varepsilon_t \quad (17)$$

Où D est une variable muette qui prend la valeur 0 en l'absence du choc et 1 dans le cas contraire.

Figure 4: Inefficience vs volatilité (cas de la BRVM).



Source : Auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

Dans la figure 4 on constate que les deux processus sont corrélés, car ils varient presque dans le même sens et si la dynamique H_t augmente cela entraîne une augmentation de la volatilité.

Analyse des comportements des résidus de l'équation (15) : dans l'ensemble les séries suivent le modèle GARCH. Ainsi, trois séries telles que GSE, MASI et TUNINDEX suivent le modèle GARCH(1,1), le même constat est fait au niveau de l'indice MASI avec (Moulay, 2014) ; tandis que BRVMC, et NGSE suivent le modèle E-GARCH (1,1).

Concernant la BRVMC, on note une indication d'un effet de levier. Le coefficient positif du facteur L1.E-GARCH indique que les innovations positives (augmentations de prix imprévues) sont plus déstabilisantes que les innovations négatives même si l'effet semble être moins fort (0,3 2). Mais, il est sensiblement plus ou moins important que l'effet symétrique (0,56). En fait, les échelles relatives des deux coefficients impliquent que l'effet symétrique domine complètement l'effet de levier positif.

IV. Analyse empirique et discussions

1. Statistique descriptive des indices

D'après les éléments du tableau 1, le nombre d'observation jour varie d'un indice à l'autre (470 à 490). Dans l'ensemble selon le test de Jarque et Bera seulement l'indice boursier NGSE qui suit la loi normale. Les indices présentent également une symétrie étalée vers la gauche traduisant plus de perte que de gain.

Lorsqu'on compare les deux périodes (avant et durant le Covid-19), on se rend compte que les valeurs moyennes de tous les indices diffèrent car celles d'avant Covid-19 sont supérieures à celles durant le Covid-19. S'agissant de la volatilité, elle est plus observée au niveau de la période durant le Covid-19.

Tableau 1 : Statistique descriptive des indices boursiers des cinq marchés entre 2019-2020.

Variables	Obs	Moy.	Ecart-T.	Min	Max	p1	p99	Asym	Aplat	JBtest
Ensemble										
NGSE	490	27467,04	2796,188	20925,19	35342,46	21121,2	34242,83	-0,034	2,663	0,224
BRVMC	482	147,165	15,912	122,19	179,15	123,05	177,28	0,367	1,969	0,000
MASI	485	10975,08	845,251	8987,89	12633,57	9043,76	12577,5	-0,343	2,436	0,000
GSE	487	2182,714	224,293	1810,09	2589,55	1813,27	2581,46	-0,219	1,91	0,000
TINDEX	470	6873,467	276,386	6116,16	7278,89	6199,98	7262,04	-0,698	2,683	0,000
Avant le Covid-19										
NGSE	288	28842,64	1859,797	26090,88	32715,2	26090,88	32614,06	0,248	1,862	0,000
BRVMC	254	157,684	12,09	139,04	179,15	139,55	178,72	0,08	1,782	0,000
MASI	295	11490,13	393,571	10928,02	12633,57	10965,18	12597,09	1,063	3,658	0,000
GSE	267	2337,4	123,707	2136,82	2589,55	2137,35	2581,85	0,112	1,925	0,000

TINDEX	277	7061,883	113,931	6787,52	7278,89	6831,79	7262,99	-0,006	1,922	0,000
Pendant le Covid-19										
NGSE	202	25586,38	2769,708	20925,19	35342,46	21094,62	34774,08	1,08	4,806	0,000
BRVMC	228	132,783	6,406	122,19	148,61	122,75	147,12	0,595	2,606	0,004
MASI	190	10270,92	788,17	8987,89	12506,96	9003,69	12410,25	1,162	4,46	0,000
GSE	220	1971,236	143,727	1810,09	2228,14	1810,09	2216,97	0,556	1,652	0,000
TINDEX	193	6615,873	219,351	6116,16	7204,39	6138,82	7173,11	0,018	3,368	0,476

Ensemble : toutes les données de 2019 à 2020

Avant le Covid-19 : période de janvier 2019 à janvier 2020

Pendant le Covid-19 : période de février 2020 à novembre 2020

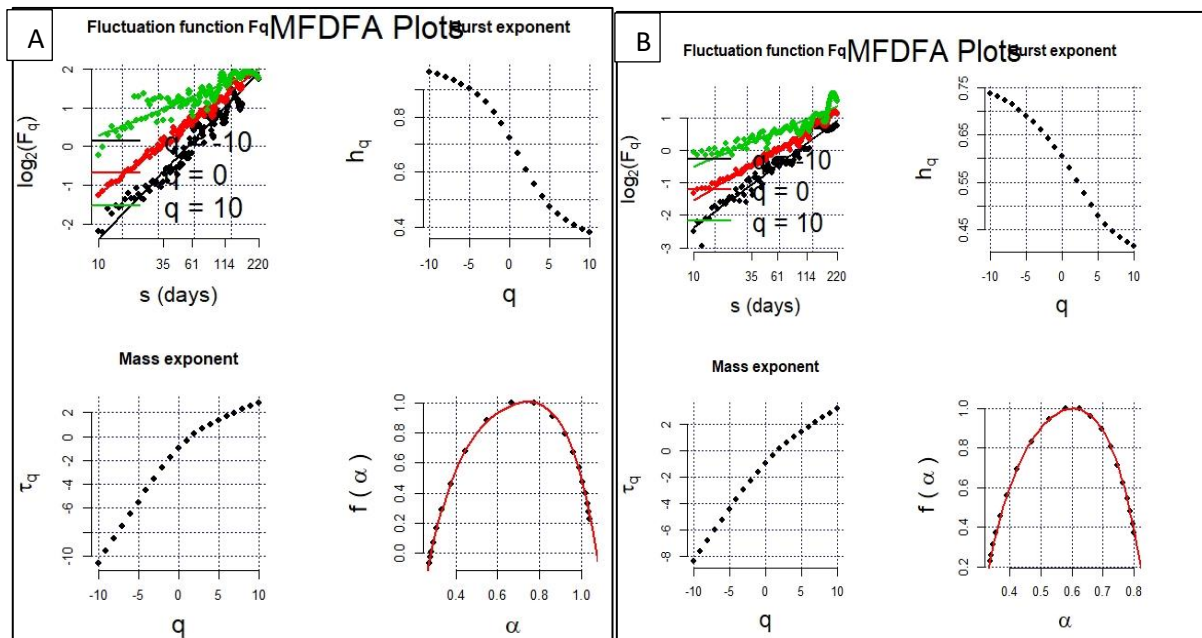
Source : Auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

Indication : Obs= nombre d’observation. Moy = moyenne arithmétique des indices. Ecart-T.= écart type des indices. Min et Max, P1 et P99 = respectivement le minimum et le maximum, centile 1 et centile 99. Asym et Aplat= respectivement asymétrie et aplatissement. JBtest = le test de Jarque et Bera sur la normalité des séries sous H0.

2. Analyse des graphiques issus des calculs de MF-DFA

Dans cette partie, nous allons analyser les graphiques et ressortir les caractéristiques multi ou mono fractale des indices.

Figure 5 : Des analyses multi fractales (MF DFA) du BRVMC et GSE



Légende : A : BRVMC et B : GSE

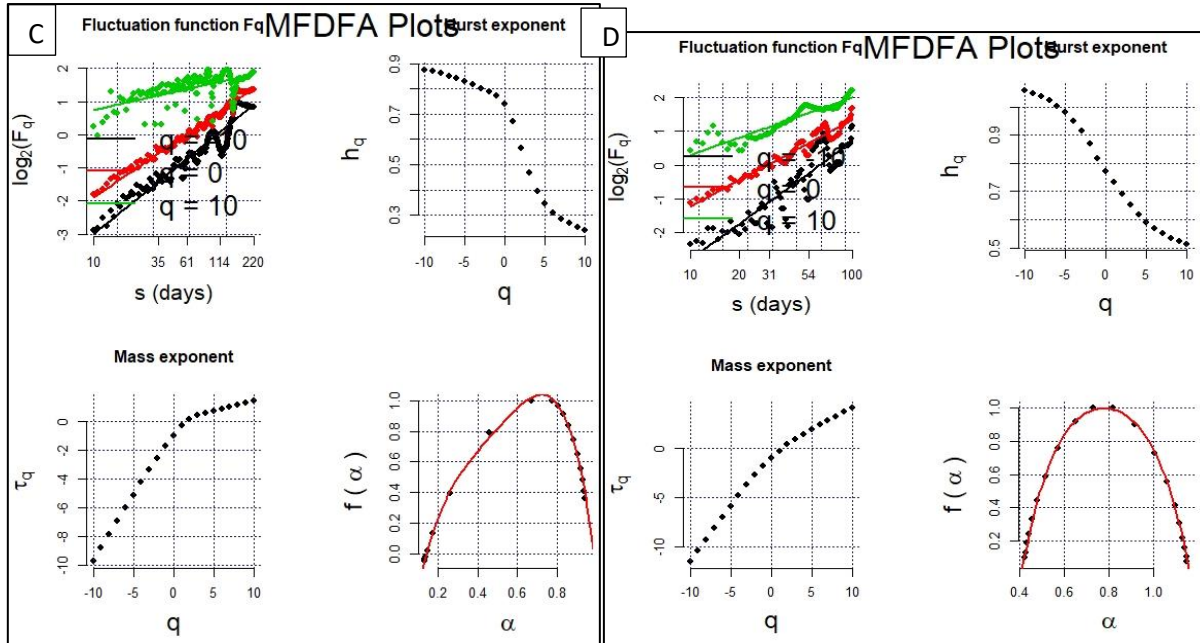
Source : auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2017-2021.

Indication : h_q désigne l’exposant de Hurst, il doit se représenter sous forme d’une fonction réciproque de sigmoïde. Si $h_q \in [0,5-1]$: présence d’autocorrélation positive (persistance du comportement des investisseurs), si non on parle d’autocorrélation négative (comportement anti-persistance)

τ_q : l'exposant de mass, s'il est concave implique le caractère est multifractal.

$f(\alpha)$: spectre de singularité. Si $f(\alpha) > 0,5$: on a une structure fractale.

Figure 6 : Des analyses multi fractales (MFDFA) du MASI et NGSE



Légende : MASI (C) et NGSE (D)

Source : auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

Indication : h_q désigne l'exposant de Hurst, il doit se représenter sous forme d'une fonction réciproque de sigmoïde. Si $h_q \in [0,5-1]$: présence d'autocorrélation positive (persistance du comportement des investisseurs), si non on parle d'autocorrélation négative (comportement anti-persistance)

τ_q : l'exposant de mass, s'il est concave implique le caractère est multifractal.

$f(\alpha)$: spectre de singularité. Si $f(\alpha) > 0,5$: on a une structure fractale.

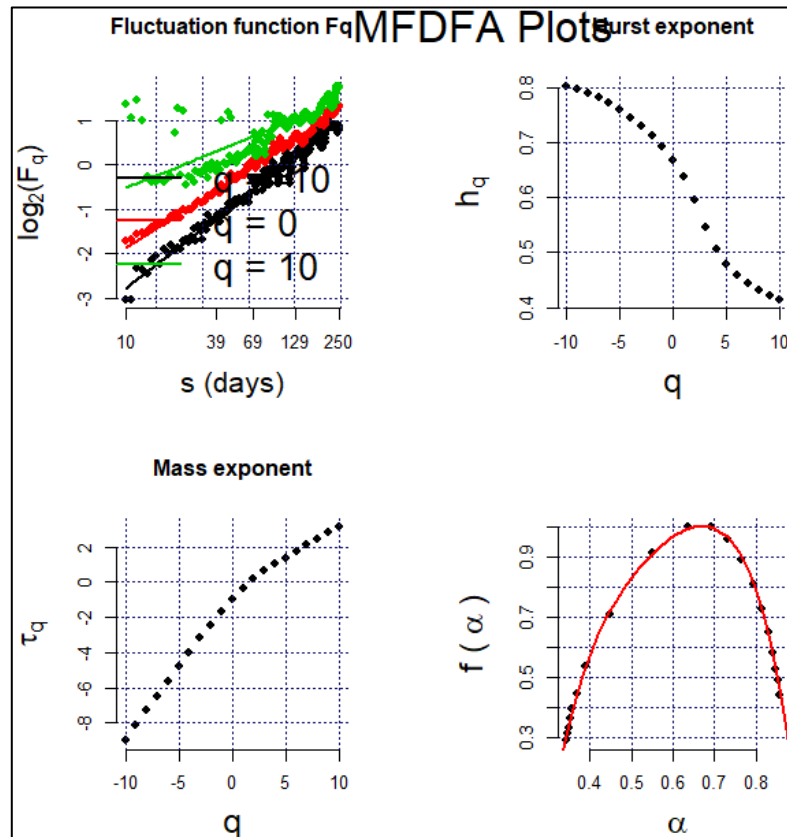
Les figures 5, 6 et 7 montrent dans l'ensemble que toutes les courbes h_q de chaque graphique sont complètement décroissantes, ensuite les allures des fonctions τ_q sont concaves, puis les courbes $f(\alpha)$ sont paraboliques. En se basant uniquement sur les trois caractéristiques constatées, on peut confirmer que tous les indices ont le comportement d'un processus multifractal. Comportement observé lors des crises (Subprime, bulle spéculative, bulle de l'internet, etc.), on peut dire enfin qu'à cette période de la pandémie de Covid-19 les marchés boursiers enregistrent plus une forte volatilité que précédemment.

Pour une interprétation formelle de l'exposant de Holder il est important de lire les valeurs de l'exposant de régularité ponctuelle considérées comme le poids que les marchés attribuent aux

prix passés lorsque les décisions de négociation sont prises. Ainsi, le H_q est apprécié selon la valeur prise :

- $H(t) = 1/2$, le prix actuel ne tient pas compte de toutes les informations passées mais de l'information actuelle dont dispose l'ensemble des acteurs. A ce niveau, on dit que le marché se comporte efficacement, c'est-à-dire qu'il est efficient.

Figure 7 : Des analyses multi fractales (MFDFA) TUINDEX



Légende : indice de la Tunisie (TUINDEX).

Source : auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

Indication : h_q désigne l'exposant de Hurst, il doit se représenter sous forme d'une fonction réciproque de sigmoïde. Si $h_q \in [0,5-1]$: présence d'autocorrélation positive (persistance du comportement des investisseurs), si non on parle d'autocorrélation négative (comportement anti-persistance)

τ_q : l'exposant de mass, s'il est concave implique le caractère est multifractal.

$f(\alpha)$: spectre de singularité. Si $f(\alpha) > 0,5$: on a une structure fractale.

- $H(t) > 1/2$ révèle que les prix évoluent en fonction de ceux du passé, que ce soit sur un marché haussier ou baissier. En conséquence, plus la différence $H(t) - 1/2$ est élevée, plus l'inefficience positive est forte : les tendances et les stratégies de momentum

prédominant et le marché ne réagit que progressivement aux nouvelles informations, générant ce que l'on appelle en finance comportementale la sous-réaction.

- $H(t) < 1/2$ signifie que les prix sont en moyenne inversés, et plus la différence ($1/2 - H(t)$) est élevée, plus l'inefficience négative est forte. Cela se produit généralement lorsqu'une mauvaise nouvelle se répand soudainement sur le marché, déclenchant une activité d'achat et de vente rapide avec prise de bénéfices à courte distance (le marché dit "touch-and-go"). Même s'il est faible, le gain en capital provenant de ces transactions peut satisfaire les investisseurs, en raison de l'extrême imprévisibilité perçue de la manière dont les informations futures pourraient influencer le prix actuel (la finance comportementale dénote ce mécanisme de réaction excessive). Cette interprétation suggère naturellement que la dynamique globale d'un marché (ou même d'actions individuelles) n'est rien d'autre qu'un ensemble de déséquilibres et d'équilibres locaux au sens où l'entend l'EMH.

Tableau 2 : exposant de Hurst Généralisé de cinq indices pour les années 2019 et 2020 et leur classement suivant $q \in [-10,10]$

Ordre q	Avant Covid-19					Durant Covid-19				
	BRVM	GSE	MASI	NGSE	TINDEX	BRVM	GSE	MASI	NGSE	TINDEX
-10	0,716	0,741	0,735	0,984	0,718	0,813	0,612	0,768	1,017	0,837
-9	0,709	0,733	0,727	0,975	0,711	0,805	0,604	0,760	1,007	0,830
-8	0,701	0,723	0,717	0,963	0,702	0,794	0,596	0,749	0,995	0,822
-7	0,691	0,712	0,707	0,950	0,692	0,782	0,587	0,737	0,980	0,814
-6	0,681	0,697	0,694	0,933	0,679	0,766	0,576	0,722	0,961	0,805
-5	0,668	0,680	0,680	0,910	0,664	0,747	0,563	0,704	0,937	0,795
-4	0,653	0,659	0,662	0,879	0,646	0,722	0,549	0,684	0,905	0,786
-3	0,637	0,633	0,642	0,835	0,624	0,691	0,532	0,661	0,863	0,778
-2	0,619	0,601	0,617	0,775	0,599	0,652	0,511	0,640	0,810	0,771
-1	0,600	0,564	0,587	0,704	0,571	0,605	0,486	0,625	0,752	0,764
0	0,579	0,522	0,550	0,635	0,540	0,552	0,454	0,598	0,702	0,742
1	0,554	0,477	0,507	0,573	0,506	0,496	0,415	0,516	0,660	0,680
2	0,524	0,432	0,459	0,517	0,470	0,443	0,370	0,398	0,619	0,586
3	0,493	0,392	0,414	0,470	0,434	0,398	0,327	0,301	0,581	0,502
4	0,464	0,358	0,374	0,431	0,401	0,362	0,289	0,235	0,548	0,443
5	0,439	0,330	0,341	0,401	0,375	0,334	0,258	0,191	0,522	0,402
6	0,419	0,309	0,315	0,377	0,353	0,313	0,235	0,160	0,502	0,373
7	0,402	0,291	0,295	0,357	0,336	0,296	0,216	0,138	0,485	0,352
8	0,388	0,277	0,278	0,342	0,322	0,282	0,201	0,121	0,471	0,336
9	0,377	0,266	0,265	0,329	0,311	0,271	0,189	0,107	0,460	0,323
10	0,367	0,257	0,254	0,318	0,301	0,262	0,179	0,096	0,451	0,313
Δh	0,348	0,484	0,481	0,665	0,417	0,551	0,433	0,672	0,566	0,524

Source : Auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2019-2020.

Le tableau 2 et les figures 6 et 7 retracent les valeurs issues des calculs de l'exposant de Hurst généralisé (GHE) pour les cinq indices dont les valeurs de $q \in [-10,10]$

On voit que pour tous les indices, les Hq décroissent en fonction de q, ce qui indique qu'on est en présence du processus multifractal. Les valeurs négatives de q ont tendance à accentuer les petites fluctuations tandis que les valeurs positives de q ont tendance à accentuer les plus grandes fluctuations.

Les valeurs de Δh pendant la période de Covid-19 sont plus élevées que la valeur de Hq normale standard tabulée à 0,5. Même si on constate au niveau des deux indices de NGSE (avant Covid19) et de GSE (après Covid19) qui présentent respectivement les valeurs 0,665 et 0,433. D'abord pour le cas du Nigeria (NGSE) la valeur élevée du Hq qui est égale à 0,665

pourrait s'expliquer par la création d'une bourse de matières premières à Lagos (LCFE)⁴ qui a admis 40 produits sur le marché, aussi par la suspension de 4 sociétés sur la bourse qui n'ont pas respectées certains règlements exigés⁵. Ensuite pour le cas de la faible valeur Hq du GSE comparativement à 0,5 en l'an 2020, on peut dire que le marché n'a pas été gravement touché car l'indice a juste baissé de 13,98% par rapport à l'année 2019. L'indice en 2019 aussi a enregistré une baisse de 12,25% en se référant à l'année 2018. Il y a aussi la création de trois marchés (Principal, GAX pour les PME et GFIM) pour quitter d'un marché frontière à un marché émergent⁶.

Pour étayer la précédente conclusion, nous avons utilisé le test de Wilcoxon (ou de Mann-Whitney) qui s'applique à des données non gaussiennes, c'est-à-dire non paramétriques. C'est aussi un test non-paramétrique de comparaison de moyennes de deux échantillons indépendants ou appariés. En effet, d'après les résultats du tableau 3, il est clair que toutes les valeurs de Hq des indices considérés sont statistiquement différentes à l'exception des indices de la BRVMC et du MASI qui ne montre aucune différence significative au seuil de 5%, même si à vue d'œil que les valeurs sont différentes.

Aussi, quand on calcule les valeurs de A on constate qu'elles sont négatives ($A < 0$), cela montre que mis à part le caractère multifractal, le processus a une asymétrie étalée vers la droite, c'est-à-dire que le risque de perte est plus élevé que la chance de gagner.

Tableau 3 : Comparaisons des valeurs de Hurst

Test de Wilcoxon de comparaison des données pairées non paramétriques	
Variabes	P-values
BRVMC	0,20
GSE	0,000
MASI	0,19
NGSE	0,000
TINDEX	0,000

Source : Auteur à partir des données du tableau 2.

⁴ Lagos Commodities and Futures Exchange

⁵ <https://www.african-markets.com/fr/bourse/ngse/nigeria-de-janvier-a-juillet-2019-la-bourse-de-lagos-a-suspendu-le-titre-de-4-societes-cotees>

⁶ <https://gse.com.gh/ghana-stock-exchange-gse-posts-impressive-results-at-its-31st-annual-general-meeting/>

3. Analyse empirique et discussion

Cette partie est consacrée aux analyses et interprétations des résultats issus des estimations des différents modèles suivant les indices boursiers. Il s'en suit aussi des discussions afin de confronter les résultats trouvés à la littérature.

Tableau 4 : Estimation de l'équation du modèle (16)

Bourses	Avant le Covid-19					Durant le Covid-19				
	Francophone	Arabophone		Anglophone		Francophone	Arabophones		Anglophone	
coefficients	BRVM	MASI	TUNDX	GSE	NGESE	BRVM	MASI	TUNDX	GSE	NGESE
Constante	0,62** (4,09)	0,48**	0,34	0,62	0,89**	0,75**	0,90**	0,61	0,73**	1,09**
Inefficiences	-0,44** (25,30)	-0,22*	0,10	-0,16	2,18**	-0,35*	-7,84**	0,12	-1,64**	-1,85
R2 (%)	7,26	1,25	0,4	0,4	10,60	5,51	15,75	0,1	10,94	0,79
RMSE(%)	6,72	8,48	8,96	20,27	27,53	9,86	97,88	50,38	20,70	89,97

Variable dépendante est la volatilité (Sigma)

NB : (*) et (**) sont respectivement les seuils de, 10% et 5%.

Source : Auteurs, à partir des données des indices principaux des marchés boursiers de l'UEMOA (BRVMC), Maroc (MASI), Tunisie (TUNINDEX), Ghana (GSE) et le Nigeria (NGESE), recueillies sur le site <https://www.ilboursa.com>

Lorsqu'on analyse le tableau 3, on voit clairement que dans l'ensemble tous les marchés sont volatiles et que cette volatilité est accentuée par le facteur inefficiences. Ainsi, les résultats montrent que le facteur inefficace a eu un impact sur la volatilité et que cet impact est positif (NB : le facteur inefficace a un signe négatif). Dans l'ensemble on constate que 3/5 des marchés avaient des volatilités accentuées par le facteur inefficace avant (BRVMC, MASI et NGESE) et après (BRVMC, MASI et GSE) la Covid-19. Avec les valeurs des coefficients de déterminations on ne peut pas clairement faire une comparaison statistique pour déterminer si l'impact sur la volatilité durant la Covid-19 est plus important que celui d'avant, du fait que lorsque le coefficient est significatif pour la première période il ne l'est pas pour la plupart à la seconde période.

Tableau 5: Estimation de l'équation du modèle (17)

Coefficients	BRVMC	GSE	MASI	NGSE	TUNINDEX
Constante	0,71***	0,70	0,66***	0,96***	0,40***
Inefficience	0,94	0,19	-1,11	1,28***	-0,53
Covid-19	0,03***	0,014	0,19***	-0,03	0,12***
Interaction	-1,19	-11,14	0,25	- 1,61***	2,48
R2 (%)	24,83	0,23	39,51	4,89	50,68
RMSE(%)	2,40	3,46	6,60	26,19	6,1

Variable dépendante est la volatilité (Sigma)

NB : (*), (**) et (***) sont respectivement les seuils de 10%, 5% et 1%.

Source : Auteurs, à partir des données des indices principaux des marchés boursiers de l'UEMOA (BRVMC), Maroc (MASI), Tunisie (TUNINDEX), Ghana (GSE) et le Nigeria (NGSE), recueillies sur le site <https://www.ilboursa.com>

L'analyse des indices boursiers le long des deux années (2019 et 2020) nous révèlent que les facteurs Covid-19 et l'interaction entre le degré d'inefficience et la Covid-19 ont eu un impact significatif sur les rendements boursiers. En effet, en dehors des bourses des pays anglophones, la Covid-19 a eu un impact significatif et positif sur la volatilité du reste des indices. Même si par ailleurs on voit que les marchés africains n'enregistrent pas un grand nombre de transactions qui peut les épargner de la crise, a constaté Nawazish et al. (2020) dans son analyse. Toutefois, les résultats nous montrent aussi que la bourse du Nigeria qui n'a pas du tout observée une perturbation (volatilité) sous l'effet de la crise directement, a été affecté par l'interaction entre le facteur Covid-19 et le facteur inefficience. Par ailleurs, on ne remarque aucun changement au niveau de la bourse du Ghana qu'il soit avant ou pendant le covid19, car ni le Covid19 encore moins le facteur inefficience n'ont eu d'effet sur sa volatilité.

En discussion, les résultats obtenus sont en conformité avec la littérature. En effet, les différentes valeurs élevées de H_q prouvent que les marchés ont les propriétés multifractales. Même si les valeurs diffèrent d'une période à l'autre et d'une bourse à l'autre. Toutefois, Avec $q = 2$ qui correspond par ailleurs à $h_q = 0,5281$ montre le caractère efficient du marché (Han et al., 2019). Ainsi, le constat fait par (Faheem et al., 2020) est $H_q = h = 0,50$ est à discuter. Pour Faheem et Saquib (2020), l'utilisation de la méthode multifractale MF-DFA montre que l'efficience des marchés de taux a considérablement baissé durant la période de Covid-19. Puis on note en effet l'existence d'un effet hétérogène sur la force de la multifractale des rendements des taux de change. Selon (Diallo & Mendy, 2019) la BRVM10 présente un propriété fractale et même (Gourène et al., 2019) trouvent à travers les ondelettes qu'il existe un comportement de co-mouvement entre les marchés africains. (Hussein et al., 2020) ont analysé le co-

mouvement entre les marchés financiers, boursiers, de l'or et du pétrole à travers la méthode wavelet coherence analysis, pour trouver une alternative aux investisseurs aversifs au risque. Et également trouver une réponse pour corriger le déficit budgétaire causé par les sanctions économiques iraniennes. Il ressort de leurs analyses que, comme le taux de change et le prix de l'or n'étaient pas en co-mouvement en période de stabilité, ceci peut être considéré comme un moyen de réponse en période de crise, tout en contrôlant le marché de l'or à la place de celui du taux de change. D'après les résultats des analyses de (Mnif et al., 2020) sur le marché de cryptomonnaie et la quantification l'intensité d'autosimilarité du rendement de cryptomonnaie durant la pandémie de Covid-19, les résultats empiriques prouvent que la Covid-19 a un effet positif sur l'efficacité du marché de cryptomonnaie. Enfin, d'après les recherches de Nawazish et al. (2020) menée sur l'évaluation des réactions des prix, la performance et la durée de la volatilité dans les fonds d'investissement européens durant la période de Covid-19. Ils concluent que le taux directeur est affecté à cause des mesures de riposte, mais le fond n'a pas été impacté à cause de sa non attractivité.

V. Conclusion

Dans ce travail, nous avons analysé l'existence d'une inefficience et son impact sur les marchés boursiers africains sont mis en évidence. En effet, tester l'inefficience des marchés durant la période de Covid-19 pour le cas des marchés boursiers africains (BRVM, Ghana et Nigeria, Maroc et Egypte) revient à analyser le comportement fractal de leur indice à travers le modèle MF DFA. Aussi analyser l'effet de l'inefficience sur la volatilité constatée dans cette période, des volatilités calculées par les méthodes ARCH ou GARCH. D'après les résultats des analyses il ressort que les marchés sont inefficients pendant le Covid19, car les indices présentent des propriétés multifractales (queue de distribution lourde, mémoire longue et l'allure pointue des courbes de densités). Enfin, les estimations par les MCO montrent que la volatilité des indices a été accentuée par le Covid19. Également, on constate que l'inefficience a un impact sur la volatilité de tous les indices à l'exception de l'indice TUNINDEX et NGSE. Mais l'effet conjugué de l'inefficience et de la présence de la pandémie de la Covid-19 a eu un effet significatif sur l'indice de la bourse du Nigeria.

En nous appuyant sur les éléments de la littérature plus les résultats de la présente recherche, on peut dire que la théorie de l'efficacité des marchés (HEM) présente des insuffisances qu'il faut compléter avec les éléments de la finance comportementale, le nouveau paradigme de la finance.

En perspective, l'application de la méthode MF-DFA comparer à la méthode bayésienne sur les indices boursiers africains permet-elle d'aboutir à la même conclusion ?

Remerciements

Nous tenons à remercier sincèrement le gouvernement de la Roumanie et à l'Agence Universitaire Francophone (AUF) pour nous avoir octroyé la bourse de mobilité « Eugen Ionescu » afin de réaliser notre travail de recherche. Enfin, nos sincères remerciements à tous ceux qui de près ou de loin ont contribué à ce document.

VI. Références

- Albouy, M. (2005). Peut-on encore croire à l'efficacité des marchés financiers ? *Revue française de gestion*, 4, 169-188.
- Ali Hussein, S., Sakine, O., & Zohoor, N. H. (2020). The cross-impact between financial markets, Covid-19 pandemic, and economic sanctions : The case of Iran. *Journal of Policy Modeling*. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2020.08.001>
- Ammy-Driss, A., & Garcin, M. (2020). Efficiency of the financial markets during the COVID-19 crisis: Time-varying parameters of fractional stable dynamics. *arXiv :2007.10727 [q-fin, stat]*. <http://arxiv.org/abs/2007.10727>
- Avoutou, M. (2018). Efficacité des marchés boursiers : qu'est-ce qui marginalise l'Afrique ? *Revue Économie, Gestion et Société*.
- Basu, S. (1975). The information content of price-earnings ratios. *Financial Management*, 53-64.
- Bianchi, S., & Pianese, A. (2018a). Time-varying Hurst–Hölder exponents and the dynamics of (in) efficiency in stock markets. *Chaos, Solitons & Fractals*, 109, 64-75.
- Bianchi, S., & Pianese, A. (2018b). Time-varying Hurst–Hölder exponents and the dynamics of (in)efficiency in stock markets. *Chaos, Solitons & Fractals*, 109, 64-75. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2018.02.015>
- Bianchi, S., Pantanella, A., & Pianese, A. (2013). Modeling stock prices by multifractional Brownian motion: An improved estimation of the pointwise regularity. *Quantitative finance*, 13(8), 1317-1330.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327.
- Bouattour, M. (2012). Efficacité informationnelle, sous-réaction à l'information et effet de disposition : Une approche expérimentale [PhD Thesis].
- Cajueiro, D. O., & Tabak, B. M. (2009). Multifractality and herding behavior in the Japanese stock market. *Chaos, Solitons & Fractals*, 40(1), 497-504.
- Chiras, D. P., & Manaster, S. (1978). The information content of option prices and a test of market efficiency. *Journal of Financial Economics*, 6(2-3), 213-234.
- Cochrane, J. H. (1991). Volatility tests and market efficiency: A review essay,". *Journal of Monetary Economics*, 27, 463-485.
- Cochrane, J. H. (2005). Financial markets and the real economy. *Foundations and Trends® in Finance*, 1(1), 1-101.

- De Bondt, W. F., & Thaler, R. H. (1987). Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *The Journal of finance*, 42(3), 557-581.
- Del Lo, G., Basséne, T., & Séne, B. (2022). COVID-19 And the african financial markets: Less infection, less economic impact? *Finance research letters*, 45, 102148.
- Diallo, O. K., & Mendy, P. (2019). Wavelet Leader and Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of Market Efficiency: Evidence from WAEMU Market Index. *World Journal of Applied Economics*, 5(1), 1-23.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1057-1072.
- El Bouazizi, N.-E. (2018). Analyse de la relation entre l'asymétrie d'information et l'efficience informationnelle des marchés financiers : Etude empirique sur les sociétés cotées à la Bourse de Casablanca. *Finance & Finance Internationale*.
- Emna, M., Anis, J., & Khaireddine, M. (2020). How the cryptocurrency market has performed during COVID 19 ? A multifractal analysis. *Finance Research Letters*.
- Faheem, A., Saqib, A., Duc Khuong, N., Khurram, S. M., & Maaz, K. (2020). On the efficiency of foreign exchange markets in times of the COVID-19 pandemic. *Technological Forecasting & Social Change*.
- Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617. <https://doi.org/10.2307/2328565>
- Fama, E. F. (1995). Random walks in stock market prices. *Financial analysts journal*, 51(1), 75-80.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1), 3-56.
- Florin, A. (2005). Le MEDAF et la finance comportementale. 203-214.
- French, K. R. (1980). Stock returns and the weekend effect. *Journal of financial economics*, 8(1), 55-69.
- Garba, A. A. (2020). Apport de la finance comportementale à l'analyse de la volatilité excessive des cours boursiers : Cas de la BRVM. *SSRN Electronic Journal*. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3762793
- Gourène, G. A. Z., Mendy, P., & Diomande, L. (2019). Beginning an African stock markets integration? A wavelet analysis. *Journal of Economic Integration*, 34(2), 370-394.
- Greenlaw, D., Hamilton, J. D., Hooper, P., & Mishkin, F. S. (2013). Crunch time : Fiscal crises and the role of monetary policy. *National Bureau of Economic Research*.

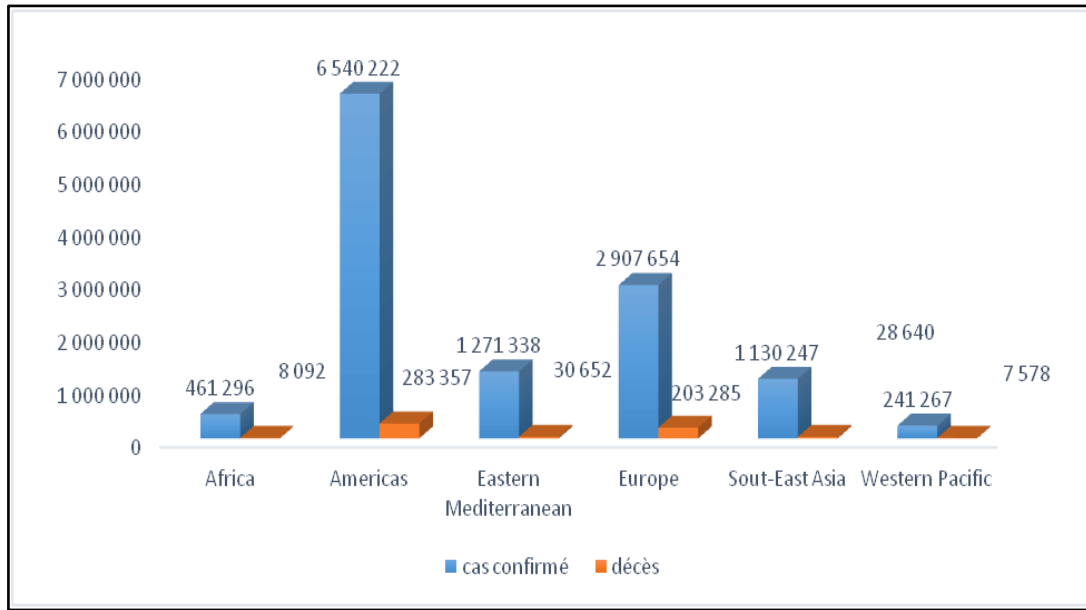
- Han, C., Wang, Y., & Ning, Y. (2019). Comparative analysis of the multifractality and efficiency of exchange markets: Evidence from exchange rates dynamics of major world currencies. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 535, 122365. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122365>
- Ibbotson, R. G., & Siegel, L. B. (1984). Real estate returns: A comparison with other investments. *Real Estate Economics*, 12(3), 219-242.
- Ihlen, E. A. F. E. A. F. I. (2012). Introduction to Multifractal Detrended Fluctuation Analysis in Matlab. *Frontiers in Physiology*, 3. <https://doi.org/10.3389/fphys.2012.00141>
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers : Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.
- Jensen, M. C., Black, F., & Scholes, M. S. (1972). The capital asset pricing model : Some empirical tests.
- Kamel, N., & Mohamed, K. (2010). Apport de la finance comportementale à l'explication de la volatilité excessive des prix des actifs financiers. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1999762010700227>
- Kantelhardt, J. W., Zschiegner, S. A., Koscielny-Bunde, E., Havlin, S., Bunde, A., & Stanley, H. E. (2002). Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 316(1), 87-114. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)01383-3](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)01383-3)
- Kanu, I. A. (2020). COVID-19 and the economy: An African perspective. *Journal of African Studies and Sustainable Development*, 3(2).
- Khaled, M. (2019). Efficience informationnelle et Excès de confiance: Quel constat pour le marché des actions algérien ? *Revue d'Economie et de Statistique Appliquée*.
- Khalid, A. (2019). Tests d'hypothèses de l'efficience informationnelle du marché boursier marocain: Application aux valeurs du MADEX . *Revue Économie, Gestion et Société*.
- Laib, M., Golay, J., Telesca, L., & Kanevski, M. (2018). Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. *Chaos, Solitons & Fractals*, 109, 118-127. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2018.02.024>
- Lardic, S., & Mignon, V. (2006a). L'efficience informationnelle des marchés financiers. *La découverte*.
- Lardic, S., & Mignon, V. (2006b). V. Vers de nouvelles approches de l'efficience des marchés. *Reperes*, 86-106.
- Lavigne, A., & Legros, F. (2006). Finance comportementale et fonds de pension.

- Lehal, M. (2019). Réexamen de l'efficience du marché financier marocain à la lumière de l'Hypothèse des Marchés adaptatifs. *Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit*.
- Levy, A., & Akeb, H. (2016). Efficience des marchés et finance comportementale : Décorrélation rentabilité-risque des marchés antipodiques. *Recherches en Sciences de Gestion*, N° 112(1), 35-58.
- Li, J., Wei, H., Fan, L., & Wei, L. (2017). Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of Frictional Vibration Signals in the Running-in Wear Process. *Tribology Letters*, 65(2), 50. <https://doi.org/10.1007/s11249-017-0829-5>
- Malkiel, B. G. (2003). The efficient market hypothesis and its critics. *Journal of economic perspectives*, 17(1), 59-82.
- Mandelbrot, B. (2013). *Fractals and chaos: The Mandelbrot set and beyond*. Springer Science & Business Media.
- Mandelbrot, B. B., & Van Ness, J. W. (1968). Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM review*, 10(4), 422-437.
- Mattera, R., & Di Sciorio, F. (2020). Option Pricing Under Multifractional Process and Long-Range Dependence. *Fluctuation and Noise Letters*, 2150008. <https://doi.org/10.1142/S0219477521500085>
- Miloş, L. R., Haşegan, C., Miloş, M. C., Barna, F. M., & Boţoc, C. (2020). Multifractal Detrended Fluctuation Analysis (MF-DFA) of Stock Market Indexes. Empirical Evidence from Seven Central and Eastern European Markets. *Sustainability*, 12(2), 535. <https://doi.org/10.3390/su12020535>
- Mishkin, F. S. (2010). *Monnaie, banque et marchés financiers*. Pearson Education France.
- Mnif, E., Jarboui, A., & Mouakhar, K. (2020). How the cryptocurrency market has performed during COVID 19? A multifractal analysis. *Finance Research Letters*, 101647. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101647>
- Moulay. (2014). Indice MASI: une tentative de modélisation par les modèles ARIMA et GARCH. *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 1560-1573.
- Nawazish, M., Bushra, N., Birjees, R., & Syed Kumail, A. R. (2020). Price reaction, volatility timing and funds' performance during Covid-19. *Finance Research Letters*. journal homepage: www.elsevier.com/locate/frl
- Olivier, D. (2004). Les méthodes de désaisonnalisation des séries économiques : Une revue de la littérature. *Journal de la société française de statistique*, 145(4), 79-102.
- Orléan, A. (2000). L'individu, le marché et l'opinion : Réflexions sur le capitalisme financier. *Esprit* (1940-), 269 (11), 51-75. JSTOR.

- Ozili, P. (2020). COVID-19 in Africa: Socio-economic impact, policy response and opportunities. *International Journal of Sociology and Social Policy*.
- Peng, C. K., Buldyrev, S. V., Havlin, S., Simons, M., Stanley, H. E., & Goldberger, A. L. (1994). Mosaic organization of DNA nucleotides. *Physical Review. E, Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics*, 49(2), 1685-1689. <https://doi.org/10.1103/physreve.49.1685>
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346.
- Piessens, J., & Hearn, B. (2002). Equity market integration versus segmentation in three dominant markets of the Southern African Customs Union: Cointegration and causality tests. *Applied Economics*, 34(14), 1711-1722.
- Pleșoianu, A., Todea, A., & Căpușan, R. (2012). The informational efficiency of the Romanian stock market: Evidence from fractal analysis. *Procedia Economics and Finance*, 3, 111-118.
- Reinganum, M. R. (1983). The anomalous stock market behavior of small firms in January : Empirical tests for tax-loss selling effects. *Journal of Financial Economics*, 12(1), 89-104.
- Renzaho, A. (2020). The need for the right socio-economic and cultural fit in the COVID-19 response in Sub-Saharan Africa: Examining demographic, economic political, health, and socio-cultural differentials in COVID-19 morbidity and mortality. *International journal of environmental research and public health*, 17(10), 3445.
- Robert B., C., William S., C., Jean E., M., & Irma, T. (1990). STL: A seasonal-trend decomposition. *Journal of Official Statistique*, 3-73.
- Sène, B., Mbengue, M. L., & Allaya, M. M. (2021). Overshooting of sovereign emerging eurobond yields in the context of COVID-19. *Finance research letters*, 38, 101746.
- Shiller, R. J. (1980). The use of volatility measures in assessing market efficiency. National Bureau of Economic Research.
- Shiller, R. J. (1988). The volatility debate. *American Journal of Agricultural Economics*, 70(5), 1057-1063.
- Shiller, R. J. (2000). Irrational exuberance. *Philosophy and Public Policy Quarterly*, 20(1), 18-23.

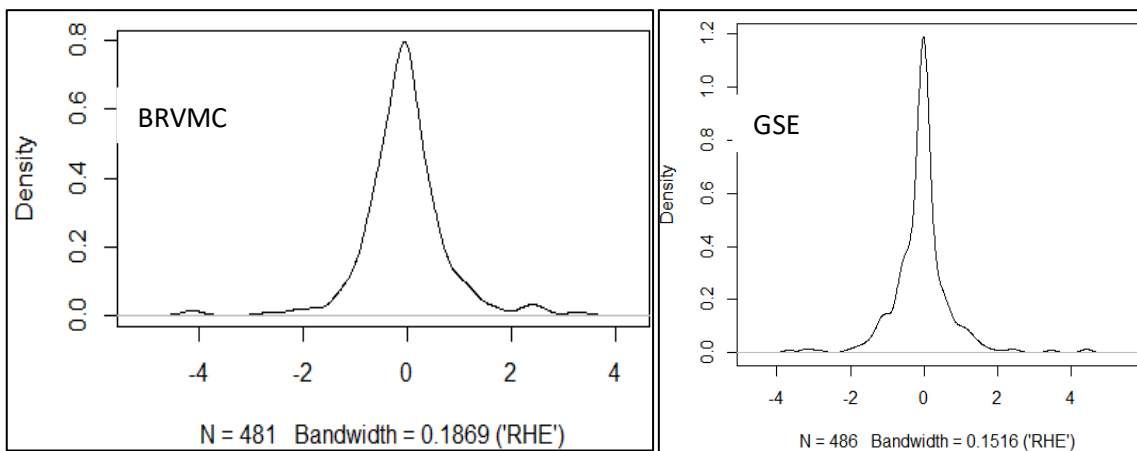
VII. Annexe

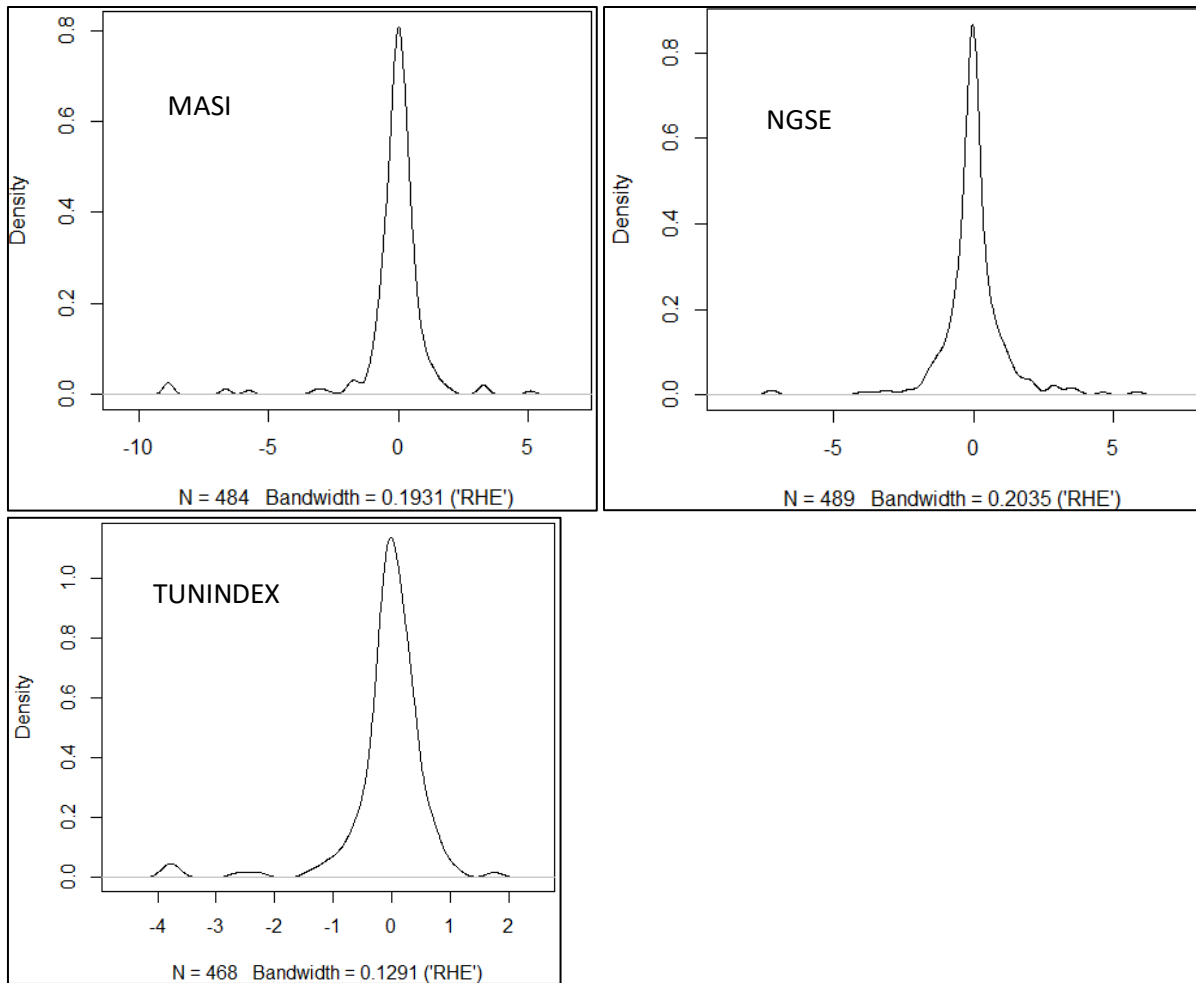
Figure 1 : Analyse comparative des cas confirmés et des décès par continent



Source : Auteurs, à partir du rapport-174 de l’OMS de la situation du COVID-19, 2020

Figure 2 : Courbes de densités des rendements





Source : Auteurs, à partir des données de la BRVM, GSE, Bourse de Casablanca, NGSE et TUNINDEX, 2017-2020

Tableau 5 : tests de stationnarité des variables

Variables	P-values
BRVMC	0,000
GSE	0,000
MASI	0,000
NGSE	0,000
TINDEX	0,000

Source : Auteurs, à partir des cinq indices boursiers, de 2019 à 2020.